



Inteligência Artificial no apoio à gestão de infraestruturas rodoviárias

RICARDO SOARES MARTINS

outubro de 2019

Inteligência Artificial no apoio à gestão de infraestruturas rodoviárias.

Ricardo Soares Martins

**Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em
Engenharia Informática, Área de Especialização em
Mestrado em Engenharia de Software**

Orientador: Doutor Nuno Filipe Teixeira Malheiro

Júri:

Presidente:

[]

Vogais:

[]

[]

Porto, Outubro 2019

Resumo

Há uns anos atrás, os caminhos ajudavam a unir populações, a evoluir cidades ou a vencer guerras, mas as vias de acesso tinham de estar em boas condições. Hoje, com os veículos a circular nas autoestradas e estradas, é obrigatório mantê-las no melhor estado possível. Uma fenda pode causar danos num carro ou num pior cenário, provocar acidentes.

A deteção de fissuras é um processo essencial na manutenção das estradas para evitar a degradação. Atualmente muitas empresas fazem essas inspeções visuais no campo com os seus colaboradores. Algumas empresas usam outros tipos de sistemas para detetar anomalias, assim como, imagens / vídeos para catalogar esses danos e agir, impedindo que piores.

Para ajudar a reduzir o trabalho na deteção, é essencial criar um método automatizado para identificar e catalogar essas anomalias. O objetivo passa pelo uso de novas tecnologias para esse fim.

Com a introdução da inteligência artificial, podemos desenvolver novas formas de detetar essas anomalias, com uma deteção rápida, precisa e com alguns benefícios, tal como, rentabilizar o tempo para ajudar os trabalhadores a concluir outras tarefas e, a segurança, se a análise for efetuada no campo. No entanto, é preciso fazer alguns estudos e trabalhos sobre esta matéria, porque não se trata apenas de uma deteção, mas de um conjunto de outros fatores nas autoestradas

Palavras-chave: *Patologias, Autoestradas, Inteligência Artificial, CNN, Machine Learning*

Abstract

Years ago, a path could help bring populations together, helping to evolve cities or win wars, but the footways should be in good condition. Today with the vehicles rushing every minute in highways and roads, it is mandatory for many companies to maintain the pavements in the best state as possible. A crack can cause degradation in the car or the worst scenario, can provoke accidents.

The crack detection is an essential process in road maintenance, to avoid degradation. At the moment, many companies do this inspection in the field with their collaborators, and other companies use another types of systems to detect anomalies. For that, they use images/videos to catalog such damages to take action over it, preventing from getting worst.

To help reduce the work detection, it is essential to create an automated method to identify and to catalogue those anomalies. The objective goes by, the use of new technologies for this purpose.

With the entry of artificial intelligence, we can develop new ways to detect these anomalies, in such speed and precise detection that will bring many benefits, such as, more rentable time to help workers complete other tasks, and safety. However, it needs some studies and work in this subject, because it is not only about the detection but other all factors around the highways.

Keywords: *Pathologies, Highways, Artificial Intelligence, CNN, Machine Learning*

Agradecimentos

Em primeiro lugar, quero agradecer à minha mãe que sempre me apoiou em tudo o que foi necessário. É graças a ti, que cheguei a este patamar.

Ao meu orientador Dr. Nuno Malheiro, pela disponibilidade e compreensão na orientação que prestou ao longo da elaboração do presente documento.

Ao Eng. Álvaro Soares e Eng. Ricardo Silva, pela disponibilidade, ajuda, motivação porque sem eles isto não seria possível.

Por fim aos meus amigos.

Índice

1.	Introdução.....	1
1.1.	Contexto.....	1
1.2.	Objetivos	1
1.3.	Estrutura do Documento	2
2.	Problema.....	3
2.1.	Ascendi.....	3
2.2.	Patologias.....	4
2.2.1.	Patologias Identificáveis.....	6
2.2.1.1.	Fenda.....	6
2.2.1.2.	Ninhos e Peladas	7
3.	Estado de Arte.....	8
3.1.	Tecnologias	8
3.1.1.	Vídeo e Laser	9
3.1.2.	Laser	11
3.2.	Intervenção Humana.....	13
3.3.	Automatização da inspeção visual - Fundamentos teóricos.....	15
3.3.1.	Machine Learning.....	15
3.3.1.1.	Supervisionados	15
3.3.1.2.	Não supervisionados.....	15
3.3.1.3.	Semi supervisionados.....	16
3.3.1.4.	Aprendizagem automática	16
3.3.2.	Deep Learning	17
3.3.2.1.	Redes Neurais Convolucionais	18
3.3.3.	Classificação Automática de Imagens.....	19
3.3.3.1.	TensorFlow.....	20
3.3.3.2.	Keras.....	20
3.3.3.3.	Caffe	20

3.3.3.4.	PyTorch	20
3.3.3.5.	MXNet	21
3.3.3.6.	Theano	21
3.3.4.	Módulos Pré-treinados.	22
3.3.4.1.	VGG	23
3.3.4.2.	GoogLeNet	23
3.3.4.3.	Residual Network	23
3.3.4.4.	AlexNet.....	24
3.3.5.	Vantagens na detecção de anomalias com Machine Learning.....	24
3.3.6.	Proposta de Valor.....	26
4.	Análise de Valor	27
4.1.	AHP.....	27
4.1.1.	Alternativa Implementação custo.....	30
4.1.2.	Intervenção Fiabilidade de resultados.....	31
4.1.3.	Segurança.....	31
4.2.	Business Model Canvas	32
5.	Implementação da Inteligência Artificial	35
5.1.	Base de conhecimento.....	36
5.1.1.	Imagens.....	36
5.1.2.	Aumento da base de conhecimento	42
5.1.3.	Equipamento.....	47
5.2.	Inteligência Artificial	50
5.2.1.	Categorização de imagens.	51
5.2.1.1.	Primeira Camada.....	51
5.2.1.2.	Segunda camada	53
5.2.1.3.	Terceira Camada	53
5.2.2.	Reensinar o Módulo.....	55
5.3.	Solução desenvolvida.....	59

5.3.1.	Servidor	59
5.3.2.	Tratamento do vídeo	60
5.3.3.	Aplicação da Inteligência Artificial	63
5.4.	Interligação com o SustIMS.....	67
5.4.1.	Arquitetura.....	67
5.4.2.	API	71
5.4.3.	Upload dos videos.....	72
5.4.4.	Visualização e Operações sobre os Resultados	75
6.	Testes e Resultados.....	78
6.1.	Primeiro Vídeo	78
6.1.1.	Imagem sem Patologias.	81
6.2.	Segundo vídeo.....	83
6.3.	Resultados:.....	87
7.	Conclusão	88
7.1.	Trabalho futuro.....	89
	Referências.....	91
Anexo A –	Modelo de dados	95
Anexo B –	Casos de uso.....	97
Anexo C –	Serviços disponibilizados- API.php.....	101
Anexo D –	Mockups da Interface gráfica.....	103
Anexo E –	Imagens antes e após.....	105
Anexo F –	Análise Sombra.....	106
Anexo G –	Análise ambiente	107

Lista de figuras

Figura 1 - Símbolo da Ascendi	3
Figura 2 - Várias camadas de asfalto.....	5
Figura 3 - Tipos de fendilhamento(Gest, 2008)	7
Figura 4 – Deformações(Gest, 2008)	8
Figura 5- Máquina de medição de parâmetros de atração no asfalto.	9
Figura 6 - Exemplo de uma carrinha modificada	10
Figura 7 - Equipamentos Laser.....	11
Figura 8 - Monovolume com câmaras lidar e laser. (Michael Baker International: Mobile LiDAR: Picture(s) of the Week, no date).....	12
Figura 9 – Exemplo imagens de um relatório com fissuras	13
Figura 10 - Vários algoritmos de Machine Learning(The A Tour of The Most Popular Machine Learning Algorithms,sem data).....	17
Figura 11 - CNN - Deep Learning(Understanding of Convolutional Neural Network (CNN) — Deep Learning, sem data).....	18
Figura 12 – Exemplo de uma camada conectada	19
Figura 13 - Frameworks mencionadas no Arvix (Deep Learning Framework Power Scores 2018 Kaggle, no date).....	21
Figura 14 - Transferência de Conhecimento (Transfer learning using Tensorflow - Subodh Malgonde - Medium, no date)	22
Figura 15 – Imagem informação desnecessária.....	37
Figura 16- imagens com o dedo visível	37
Figura 17 - Figura sem qualidade	38
Figura 18 - Pastas na 1 Camada	38
Figura 19 - Imagem de treino sem patologia.....	39
Figura 20 - CAVs - Falso-positivo.....	39
Figura 21 - Imagem da Internet para treino	40
Figura 22 - Fotografia captada numa inspeção visual.....	40
Figura 23 - Imagens com ruído	41
Figura 24 - Organização das imagens de treino.....	42
Figura 25 - Imagem tirada da internet.....	43
Figura 26 - Obtenção de imagens	44
Figura 27 - Ângulo de visão aberto	44
Figura 28 - Plano distante de um carote.....	45

Figura 29 - Plano distintos de um carote	45
Figura 30 - Ângulo de visão correto	45
Figura 31 - Plano sobre uma patologia	46
Figura 32 - Imagens da gravação diretamente para o Sol.....	46
Figura 33 - Imagem tirada dentro do veículo.	47
Figura 34 - Ponto-quilométrico	48
Figura 35 - GPS da GoPro Black Hero 7	49
Figura 36 - Exemplo de uma antena profissional.....	49
Figura 37 – Categorias subadjacentes das patologias	51
Figura 38 – Desconhecido - Categoria que não atinge os mínimos.....	52
Figura 39 - Primeira separação lógica	52
Figura 40 - Resultados da 1ª e 2ª camada	53
Figura 41 – Todas as camadas lógicas.....	54
Figura 42 - Resultados provenientes de cada camada	54
Figura 43 - Fluxo das camadas -IA.....	55
Figura 44 –Seleção do módulo no script.....	56
Figura 45 - Pasta com todas as imagens por camada.	56
Figura 46 - Pastas com imagens da 1ª camada	57
Figura 47 - Criação dos Bottlenecks.....	57
Figura 48 - O módulo a ser treinado	58
Figura 49 - Gráfico de avaliação do Modulo com treino	58
Figura 50 - Os ficheiros que cada script da camada contém	59
Figura 51 - metadata de um vídeo GoPro.....	60
Figura 52 – Código que permite ler os metadados.....	61
Figura 53 - Exemplo de um ficheiro CSV com os dados da GoPro	61
Figura 54 - Código de leitura do ficheiro CSV e do vídeo.....	62
Figura 55 - Terminologia do nome das imagens	62
Figura 56 - Código de criação dos frames por segundo.....	63
Figura 57 - Exemplo de código na obtenção das imagens	64
Figura 58 - exemplo do resultados de uma imagem	64
Figura 59 - Script que executa as camadas	65
Figura 60 - Diagrama de Sequencia do Script	66
Figura 61 - Diagrama de Componentes	68
Figura 62 - Casos de Uso	69

Figura 63 - Diagrama de visão geral da interação.....	71
Figura 64 – Alguns serviços disponibilizados	72
Figura 65 - Interface no SustIMS de submissão de video	73
Figura 66 – Configurar API para aceitar superiores a 4 GB.....	73
Figura 67 - Diagrama de estados - Vídeo	74
Figura 68 - Interface Sustims das Patologias	75
Figura 69 - Opções sobre a imagem.....	76
Figura 70 - Selecionar outra patologia.....	76
Figura 71 - Recortar imagem.....	77
Figura 72 - Utilização das coordenadas no google maps	77
Figura 73- Trajeto do vídeo 1	79
Figura 74 - Exemplo de um patologia a ser ignorada – falso positivo	80
Figura 75 - Imagem sem patologia.....	82
Figura 76 - Imagem de GPS do segundo vídeo	83
Figura 77 - Imagem ignorada	84
Figura 78 - Imagem com patologia Ninhos	85
Figura 79 – Exemplo de uma imagem recortada.	86
Figura 80 - Parte superior/Figura recortada 5	87
Figura 81 - Modelo de dados	96
Figura 82 - Mockup - Submissão video	103
Figura 83 – Mockup - Corrigir Patologia	103
Figura 84 - Mockup - Visualizar imagem.....	104
Figura 85 - F3000.jpg.....	105
Figura 86 - 3240.jpg	105
Figura 87 – Lado esquerdo - Sombra	106
Figura 88 – Meio - Sombra.....	106
Figura 89 - Lado direito - Sombra.....	106
Figura 90 - Figura Recortada 1 -- Lado Esquerdo.....	107
Figura 91 - Figura recortada 2 – Lado direito.....	107
Figura 92 - Figura recorta 3 – Meio.....	108
Figura 93 - Figura recortada 4 - Talude e Fissura longitudinal.....	108
Figura 94 - Figura Recortada 5 - Parte de cima com as fissuras.....	109
Figura 95 - Figura Recortada 6- Parte de baixo com o sinal do ponto quilométrico	109
Figura 96 – Figura Recortada 8 - Parte de baixo com as fissuras.....	109

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Tipos de patologias sobre pavimentos flexíveis.....	5
Tabela 2 - Tipos de patologias em pavimentos rígidos	6
Tabela 3 - Resumo das vantagens.....	24
Tabela 4 - Factos a favor e contra cada solução	25
Tabela 5 - Tabela de decisão.....	28
Tabela 6 - Business Model Canvas	35
Tabela 7 - Resultados do 1 vídeo	79
Tabela 8 - Resultados das imagens anterior e posterior	81
Tabela 9 - Resultados da imagem repartida (1 video)	82
Tabela 10 - Resultados do 2 vídeo	83
Tabela 11 - Resultados da divisão da imagem (2 video).....	86
Tabela 12 - Valores gerais de ambos os videos	88
Tabela 13 - Casos de uso 1 - Upload Vídeo	97
Tabela 14 - Casos de uso 2 - Verificar Patologia	97
Tabela 15 - Caso de uso 3 - Aceitar Patologia	98
Tabela 16 - Caso de uso 4 - Falso-Positivo	98
Tabela 17 - Caso de Uso 5 - Corrigir Patologia	99
Tabela 18 - Caso de uso 6 - Recortar Imagem	99
Tabela 19 - Caso de uso 7 - Ver localização	100
Tabela 20 - Caso de uso 8 - Finalizar análise.....	100

Acrónimos e Símbolos

IA	Inteligência Artificial
CSV	Comma-separated values
API REST	Interface de Programação de Aplicações Rest
RAM	Random Access Memory
CPU	Central Processing Unit

1. Introdução

Neste capítulo, será feita uma breve apresentação do tema da dissertação. Conjuntamente será apresentada os objetivos que levaram à realização deste trabalho e a estrutura deste documento.

1.1. Contexto

Existem diversas maneiras de criar ligações entre cidades/regiões, sendo que as estradas são uma parte fundamental dessa conexão, pois, tornaram-se essenciais para bens e serviços de todos os cidadãos, como também para as necessidades de transporte. De forma a manter a evolução é essencial manter as mesmas em bom estado. Essa manutenção é dispendiosa para instituições privadas ou públicas. Uma estrada degradada é uma forma de colocar os utentes em perigo, podendo provocar acidentes ou danificar os veículos que nela circulam.

Com mais exigências por parte dos cidadãos, hoje em dia, uma grande quantidade de veículos circula nas estradas provocando constantemente degradações no pavimento por onde passam. Os veículos pesados são os grandes responsáveis pelo elevado número de anomalias nas estradas, devido ao peso e a carga que transportam. A força exercida por este tipo de veículos coloca a estradas em constante pressão, o que leva a manifestação de anomalias, normalmente na via mais à direita. Todavia a velocidade dos veículos, acidentes e outros fatores auxiliam no aparecimento das mesmas noutras vias.

Com a evolução da tecnologia, é necessário criar e integrar soluções que permitam melhorar e otimizar a deteção desses problemas. Atualmente a inspeção visual das estradas predispõe a tarefas monótonas, incoerentes, e em determinadas alturas inseguros, para os colaboradores. A identificação de patologias no seu estado inicial é uma boa forma de prevenir problemas, que não tratadas podem transformar em situações graves.

1.2. Objetivos

As anomalias que surgem na autoestrada é um desafio bastante analisado e estudado por diversas pessoas em todo mundo. Os danos nas estradas podem surgir por várias razões, como por exemplo desgaste climático, passagem dos veículos, causas naturais (terramotos, deslizos de terra), acidentes, entre outros.

Sendo o objetivo desta dissertação apresentar uma solução de baixo custo que permita automatizar a deteção de patologias nas estradas com recurso a Inteligência Artificial.

Tendo em conta todos os fatores extrínsecos existentes na análise das patologias, não existe soluções perfeitas. Contudo algumas permitem ajudar na tomada de decisões. As soluções apresentadas no estado da arte são as mais utilizadas. Esta dissertação apresenta uma alternativa económica em relação aos equipamentos, utilizando tecnologia *open-source* sem a necessidade de utilização de recursos humanos para o ato deteção de patologias no local.

De forma geral os objetivos centram-se:

- Entender os conceitos de anomalias nas estradas, nomeadamente as fissuras e ninhos/peladas.
- Problemas que surgem na deteção de patologias através da solução criada.
- Indicar os benefícios do uso das novas tecnologias na deteção de patologias.
- Integração com outras plataformas.
- Expor problemas e possivelmente soluções para os diversos desafios na deteção de patologias;
- Demonstrar a possibilidade de deteção automática de patologias sem intervenção humana.

Tendo por base os objetivos especificados, pretende-se que no final do projeto, se alcance uma solução viável e eficiente de forma a proporcionar qualidade e um aumento na produtividade nas inspeções visuais na deteção de patologias.

1.3. Estrutura do Documento

O presente documento está estruturado em vários capítulos de forma a providenciar ao leitor nos primeiros capítulos um conhecimento abstrato do problema e as alternativas existentes na deteção de patologias nas autoestradas e posteriormente a implementação da solução com recurso a uma nova tecnologia.

No primeiro capítulo, é efetuado um enquadramento do tema, enunciado o problema que levou à realização deste trabalho e os objetivos propostos para a solução.

No segundo capítulo, é apresentada sucintamente a empresa para qual a solução foi criada e as patologias que se pretende detetar.

No terceiro capítulo, são apresentadas as tecnologias que atualmente são utilizadas, os conceitos base da inteligência artificial, e qual o tipo de algoritmo utilizado para o efeito.

No quarto capítulo é realizada a análise de valor, comparativamente ao que se quer implementar.

No quinto capítulo é feita uma descrição pormenorizada de como foi a implementação de cada bloco e a sua lógica para obter os resultados.

No sexto capítulo são apresentados os resultados da solução.

No sétimo e último capítulo, são apresentadas as conclusões onde é feita uma análise crítica ao trabalho desenvolvido e é referido o potencial trabalho futuro.

2. Problema

2.1. Ascendi

Ascendi(Ascendi /, no date) cujos principais negócios centram-se na gestão de ativos e na prestação de serviços de cobrança de portagens e de operação e manutenção de infraestruturas rodoviárias.



Figura 1 - Símbolo da Ascendi

A operação e manutenção de infraestruturas abrangem um serviço integrado de operação e manutenção rodoviária (assistência ao utente, gestão de áreas de serviço, controlo permanente de elementos da infraestrutura, gestão de grandes reparações e alargamentos, manutenção de inverno, monitorização ambiental, segurança rodoviária, gestão de túneis e controlo e gestão de tráfego), os sistemas inteligentes de transportes – ITS (controlo e monitorização do tráfego em tempo real, equipamento de contagem e

classificação de veículos e supervisão de segurança rodoviária e sistema de comunicação de emergências) e a gestão de manutenção suportada no sistema SIG Ascendi (monitorização de infraestruturas – vias, pontes, túneis e obras de arte). Este constitui a principal atividade da empresa e a sua área de especialização, sendo fundamental a modernização e informatização de sistemas e processos, de forma a acompanhar a constante evolução do negócio e a rentabilizar custos e receita.

2.2. Patologias

Esta secção descreve sucintamente as patologias que surgem nas estradas e que são possíveis de ser detetas pela solução desenvolvida. As patologias mencionadas foram seleccionadas devido a manifestação frequente nas estradas, e não terem a necessidade de utilizar equipamentos próprios para o efeito. No entanto as mesmas, permitem derivados como a pele de crocodilo.

Uma quebra ou uma fratura no asfalto pode originar muitos problemas. O seu surgimento é variável:

- más condições meteorológicas;
- variações de temperatura e a exposição à luz solar;
- passagem de veículos pesados, devido ao peso e da carga adicional;
- combustível derramado;
- entre outros.

Os pavimentos rodoviários são compostos por várias camadas. Estas podem ser constituídas por materiais granulares e betuminosas, assentes sobre um solo de origem natural ou de qualidade controlada (aterros ou solos tratados). As camadas superiores são formadas por misturas betuminosas, agregados de granulometria variada e estabilizados por ligantes hidrocarbonados, sendo geralmente utilizado o betume asfáltico (INIR, 2012)

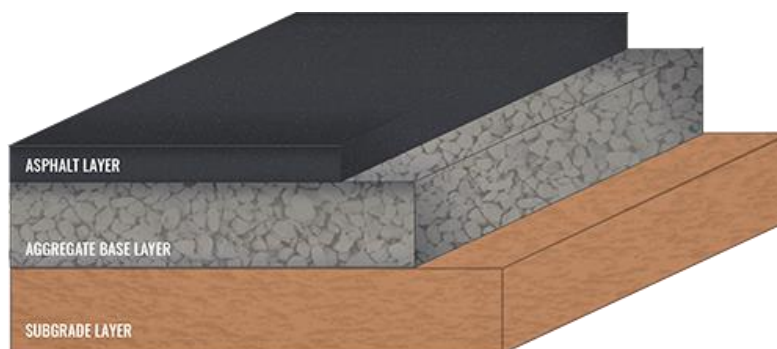


Figura 2 - Várias camadas de asfalto

Os pavimentos estão sempre sujeitos a deteriorações, isto é, estão sujeitos a uma constante exposição de vários elementos que progressivamente conduzem a uma degradação da sua qualidade. As patologias que normalmente são visíveis e detetáveis no asfalto são as deformações e fissuras.

As patologias estão separadas por dois tipos de pavimentos: flexíveis ou rígidos. Os primeiros são constituídos por misturas betuminosas enquanto que os últimos são compostos por betão de cimento. Segue uma tabela com os tipos de patologias separadas por tipo de pavimentos.

Tabela 1 - Tipos de patologias sobre pavimentos flexíveis

Degradação	Grupo de patologia
Fendas longitudinais	Fendilhamento
Fendas Transversais	Fendilhamento
Fendilhamento tipo pele de crocodilo	Fendilhamento
Deformações localizadas	Deformações
Rodeiras	Deformações
Desagregações superficiais	Defeitos de Superfície
Polimento dos agregados	Defeitos de Superfície
Ninhos	Defeitos de Superfície
Peladas	Defeitos de Superfície
Exsudação de betume	Movimento de Materiais
Subida de finos	Movimento de Materiais
Tapagem de covas	Reparações
Remendos	Reparações

Tabela 2 - Tipos de patologias em pavimentos rígidos

Degradação	Grupo da Patologia
Fendas longitudinais	Fendilhamento
Fendas diagonais	Fendilhamento
Fendas de canto	Fendilhamento
Fendilhamento em malha	Fendilhamento
Fendas transversais	Fendilhamento
Fendas em blocos	Fendilhamento
Escalonamento	Deformações
Deformações	Deformações
Desagregações superficiais	Defeitos de Superfície
Ninhos	Defeitos de Superfície
Defeitos na selagem das juntas ou fendas	Defeitos de Superfície
Defeitos das juntas ou fendas	Defeitos de Superfície
Bombagem de finos	Movimento de Materiais
Descobrimento da armadura	Movimento de Materiais
Remendos	Reparações

Como se pode verificar, existem as patologias que se aplicam a ambos os tipos. Assim, torna-se mais fácil e intuitivo catalogar as patologias, seja de forma manual ou automática.

2.2.1. Patologias Identificáveis

2.2.1.1. *Fenda*

A fenda é possivelmente a patologia mais usual e trata-se, frequentemente, no primeiro sinal de perda de qualidade. As fendas são apresentadas através de vários tipos diferentes. As fissuras longitudinais ou transversais são um desses tipos. Estas podem encontrar-se expostas tanto de forma isolada como agregada. A sua degradação pode ter vários níveis, e, quanto maior o nível, mais ramificações pode criar e, conseqüentemente, provocar outras fissuras no local. Aliás, no estado mais grave, pode originar uma “pele de crocodilo” como se pode verificar na Figura 3.

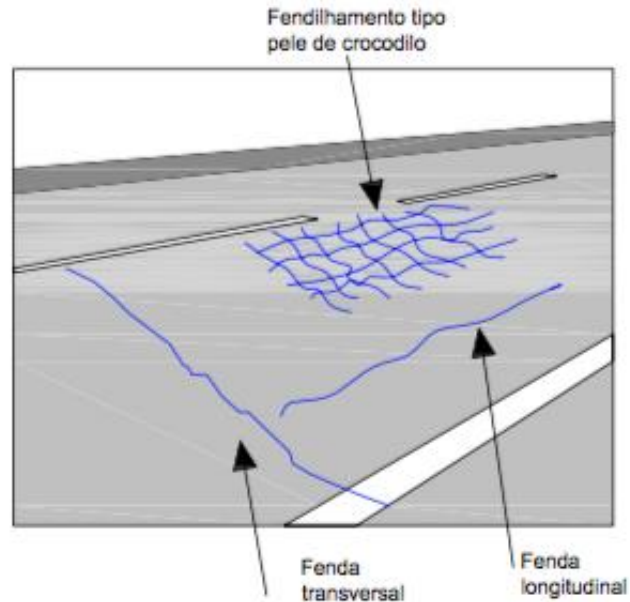


Figura 3 - Tipos de fendilhamento(Gest, 2008)

As causas deste tipo de patologias podem advir de diversos fatores tais como a fadiga das misturas, as variações de temperatura, deformações ou o reaparecimento de fissuras após um repavimento.

O ponto de abertura da fissura está relacionado diretamente com o fator que a originou. Um dos que pode provocar danos graves é a água que, atingindo as camadas inferiores da superfície, pode originar danos irreversíveis. Por isso, após a sua identificação, a fissura deve rapidamente ser alvo de uma intervenção.

2.2.1.2. *Ninhos e Peladas*

Segundo a Estradas de Portugal (EP), peladas e ninhos são “cavidades de forma arredondada localizadas na camada de desgaste, podendo progredir para as camadas inferiores, resultantes da evolução de outras degradações do pavimento.” (Gest, 2008)

O aparecimento deste tipo de anomalia provém da qualidade dos materiais utilizados, que são apropriados para o tipo de tráfego da autoestrada. Isto pode advir da deficiência das camadas betuminosa ou das ligações entre a camada de desgaste e a camada regularização, ou a compactação dos mesmos.

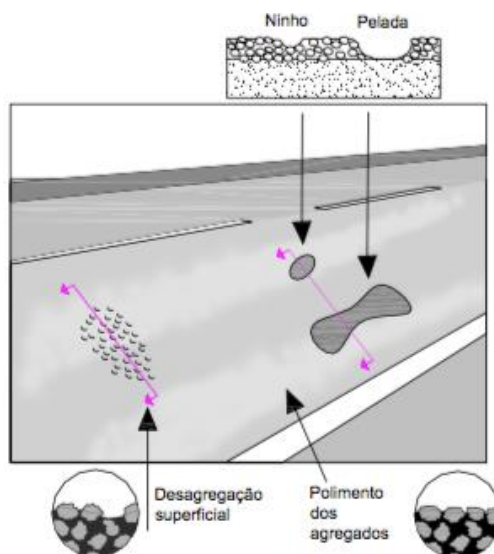


Figura 4 – Deformações(Gest, 2008)

3. Estado de Arte

Neste capítulo, após uma breve introdução e contextualização do problema, abordar-se-á o Estado da Arte e será apresentada a análise dos métodos atualmente executados nas inspeções visuais realizadas às rodovias, uma vez que solução a implementar encontra-se inteiramente relacionada com a forma como se realizam estas inspeções. Ao longo do capítulo são apresentadas duas soluções distintas atualmente em prática, e uma terceira, que remeterá para a solução a ser implementada. Nesse sentido iremos abordar as seguintes metodologias de levantamento de condição dos pavimentos:

- Tecnologias (Equipamentos de Detecção)
- Intervenção Humana (Inspeção Visual)
- Inteligência Artificial

3.1. Tecnologias

Hoje em dia existem tecnologias que permitem auxiliar e automatizar o trabalho na detecção das patologias. Existem dois tipos de tecnologias que permitem auxiliar na detecção das anomalias descritas na secção 2.2.1 : o vídeo e o laser, que podem ser utilizados de forma individual ou em conjunto. Cada uma destas tecnologias possui características específicas que permitem extrair diversos benefícios. No caso do vídeo a análise caracteriza-se por ser mais abrangente e rápida enquanto a de laser é amplamente detalhada e dispendiosa.

Estas tecnologias encontram-se normalmente associadas a empresas especializadas na realização de inspeções visuais. Os serviços fornecidos por estas empresas incluem o levantamento de diversas medições, classificadas como “auscultações”, com o objetivo de apurar um leque de indicadores de estados de condição, tais como: Irregularidade Longitudinal (IRI), Irregularidade Transversal (RD), Coeficiente de Atrito (CAT), Textura Superficial (MPD), entre outros. A Figura 5 demonstra o equipamento utilizado para a medição do CAT, responsável por medir a atração do asfalto com os veículos – o indicador que permite avaliar a segurança dos condutores.



Figura 5- Máquina de medição de parâmetros de atração no asfalto.

3.1.1. Vídeo e Laser

O vídeo é um elemento muito utilizado e válido na detecção de patologias. No entanto, uma câmara de baixa resolução pode dificultar uma visualização nítida dessas patologias, pois existem vários fatores a contribuir para a distorção da imagem, como por exemplo a velocidade a que é realizada a filmagem.

De forma a colmatar esses problemas procede-se à utilização de tecnologias apropriadas, como o recurso a monovolumes adaptados. Cada modelo de negócio pode utilizar as técnicas que mais lhes convêm, como por exemplo, carrinhas com três câmaras e antenas profissionais; outras podem utilizar apenas câmaras e odómetros para medirem as distâncias a que as fotografias são tiradas. Tudo depende do

objetivo da empresa e da análise de custo-benefício de cada opção. Estes veículos possuem por norma duas câmaras de alta velocidade com óticas especializadas, voltadas para cada lado da carrinha, de forma a permitir capturar toda a largura da via.

Normalmente uma das informações mais solicitadas nestes processos é a identificação precisa do local do dano, ou seja, o ponto quilométrico onde a patologia é detetada. De forma a evitar dúvidas sobre a sua geolocalização, utilizam-se outros sistemas de auxílio, como GNSS, Odómetros, e unidades Inerciais. Antenas GNSS (Miguel, Martins and Geográfica, 2014) permitem armazenar a coordenada com alta precisão e o local do disparo da câmara é realizado, o que possibilita identificar com precisão o local da patologia. Os odómetros têm como objetivo controlar o disparo das câmaras no decorrer da recolha de dados. A Unidade Inercial permite registar e calcular os deslocamentos verticais do veículo, permitindo assim, avaliar os indicadores relacionados com a regularidade longitudinal e registar informação da inclinação e giro do veículo para avaliar o perfil longitudinal¹.



Figura 6 - Exemplo de uma carrinha modificada

Os equipamentos utilizados permitem ter secções transversais em termos de alcance e intensidade, num intervalo definido pelo utilizador. Existem dois tipos de imagens que permitem fornecer as informações necessárias para esse efeito: imagens de alcance e de intensidade.

¹ Intersecção do eixo da estrada com a superfície do terreno natural

As imagens de alcance fornecem informações relativas à variação na distância do pavimento, formação de rodeiras, rugosidades ou microtextura, enquanto as de intensidade referem-se à luz e cor, o que permite obter informação sobre linhas entre vias (sinalização horizontal).

3.1.2. Laser

Os lasers são a outra tecnologia utilizada para a deteção de patologias, bem diferente quando comparado com o vídeo, em termos de detalhe e informação. Aqui apresentam-se as vantagens e desvantagens da aplicação deste método.

Apesar de semelhantes, o processo de laser implica outros equipamentos no local, como as barras transversais que seguram os emissores de laser. Dependendo do tipo de equipamento usado e consoante o tipo de análise, podem existir veículos que já têm incorporada a barra na parte frontal do veículo ou, em alternativa, necessitam de recorrer a um atrelado.



Figura 7 - Equipamentos Laser

Para colocar os lasers a funcionar é necessário configurar a sua distância ao pavimento, de a forma a se conseguir avaliar os resultados a recolher. (Choi, Zhu and Kurosu, 2016)

O processo consiste na emissão de um sinal direcionado para o pavimento, sinal este que deverá ser recebido no recetor, de forma a se calcular o tempo da resposta, com base na velocidade a que o sinal sai do emissor e que permite calcular a distância do laser ao pavimento.

É ainda possível adicionar novos elementos que permitam aumentar a área de análise, como câmaras de LiDAR², sistemas laser com rotação ou pentaprismas.



Figura 8 - Monovolume com câmaras lidar e laser. (Michael Baker International: Mobile LiDAR: Picture(s) of the Week, no date)

A capacidade dos lasers é algo que sobressai relativamente a outras formas de fazer inspeções. Um sistema deste tipo permite detetar diferenças na estrada com precisões de um ponto por milímetro. Os veículos podem circular a uma velocidade compreendida entre os 30 a 100 Km/h, dependendo das configurações.

A utilização de lasers permitem obter quatro metros de distância transversal tendo em conta o rácio de 1 ponto por milímetro/pixel³, é possível obter 4096 pontos por perfil.

Quanto menor for a velocidade, melhor será a análise do perfil. Outro fator a ter em conta é a profundidade, que permite avaliar a gravidade da anomalia. Dependendo da qualidade do sensor, o nível de profundidade pode atingir um valor de 2,5 cm.

² Os sistemas LIDAR fornecem dados que permitem criar uma nuvem de pontos 3D de elevada precisão e excelente relação sinal-ruído.

³ Dados da consultrada.

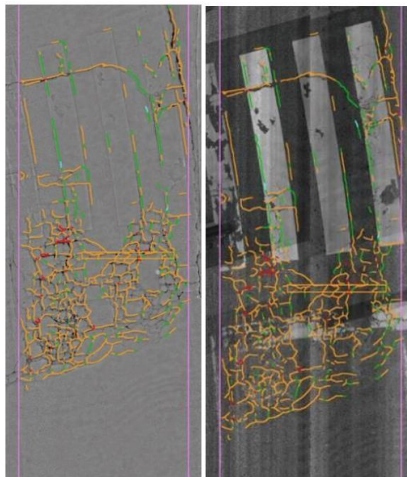


Figura 9 – Exemplo imagens de um relatório com fissuras

Após a passagem dos veículos e recolhidos os dados, procede-se a uma exposição destes, o que permite a criação de relatórios específicos. Para tal, efetua-se inicialmente um processamento automático de deteção de fissuração e patologias superficiais e, de seguida, uma extração aos índices de fissuração.

3.2. Intervenção Humana

Nesta secção serão descritos os processos manuais de deteção de patologias que é largamente o mais utilizado pelas empresas responsáveis por estes processos. Os profissionais que realizam estas atividades são normalmente pessoas normalmente ligadas à área de Engenharia Civil e com conhecimento sobre patologias em pavimentos.

A área que controla as operações de manutenção é possivelmente a maior área das empresas deste ramo de negócio e têm como principal responsabilidade a manutenção e conservação das suas infraestruturas rodoviárias. Compete à área de manutenção e conservação realizar inspeções periódicas, para avaliar a deterioração das suas infraestruturas e neste caso em particular o estado dos seus pavimentos. O procedimento mais usual consiste em circular com uma viatura de serviço, devidamente sinalizada pela berma e registar todas as anomalias/patologias detetadas através de fotografias. Mesmo que não seja possível registar a anomalia fotograficamente, levantam outros detalhes, como a sua localização, gravidade e tipo de dano.

Existem várias condicionantes que levam a não ser sempre possível registar fotograficamente o local/dano. A velocidade de circulação, por exemplo, que, por lei, deverá compreender entre os 50 e os 120 km/h, o que complica a obtenção da fotografia de uma anomalia localizada na via mais à esquerda, pois nem sempre é possível abrandar ou até parar. Além disso, no caso de existirem filas de veículos em trânsito, pode ser complicado ou até impossível detetar e registar patologias.

Caso a deteção seja feita na via mais à direita, a inspeção implica outros contornos. Grande parte das vezes, o grupo operacional efetua uma paragem momentânea nessa via, com a devida sinalização para os outros condutores, sendo o levantamento da informação do dano feita fora do veículo. Segundo dados fornecidos pela Ascendi, 75%⁴ das patologias detetadas são do lado direito da via. O motivo encontra-se relacionado com o facto da circulação em Portugal ser efetuada sempre pela direita e de ser esta a via mais utilizada pelos veículos pesados, que causam maior esforço sobre o pavimento.

Quando o dano é detetado nessa via, os colaboradores, utilizam ferramentas próprias para medir o comprimento da anomalia. A necessidade de permanecer fora do veículo levanta questões de segurança para os colaboradores e condutores que circulem nessa estrada. O levantamento destas anomalias deve ser feito o mais rapidamente possível, através de uma fotografia e, se possível, da medição do tamanho da fissura horizontal, através de equipamentos específicos para o efeito.

A luminosidade e as condições climatéricas no local constituem outro fator que pode dificultar a inspeção. Tendo em conta que as inspeções devem ser realizadas durante as horas em que existe luz solar, o período em que devem ocorrer variam conforme a estação do ano. Além disso, a presença de água no pavimento torna este mais escuro, o que pode levar a uma perceção errada da patologia, quer em termos de tamanho ou mesmo de existência. No entanto, a incidência de maior quantidade de luz solar pode originar mais sombra que, tal como a chuva, “alteram” a cor do pavimento, e, por sua vez, aumentam o grau de erro/incerteza na deteção de problemas.

Após o levantamento das anomalias, são elaborados relatórios específicos, com medidas de prevenção e correção, para que os danos possam ser resolvidos com a maior brevidade possível.

⁴ Estimativa ascendi

3.3. Automação da inspeção visual - Fundamentos teóricos

Neste capítulo são apresentados os conceitos base de Inteligência Artificial(IA) que foram utilizados na dissertação, sendo que o trabalho centra-se maioritariamente na utilização de algoritmos inseridos no ramo de *Machine Learning*.

3.3.1. Machine Learning

O *Machine Learning* é um subgrupo da IA, em que um dos aspetos fundamentais é a sua capacidade de automatizar os seus processos sem a necessidade de interação humana. Esse dinamismo só é possível através de um constante e sistematizado processo de fornecimento de dados. (*The Importance of Machine Learning and of Building Data Sets - insideBIGDATA*, no date; Sagioglu and Sinanc, 2013)

Atualmente, pode-se categorizar o *Machine Learning* em quatro tópicos diferentes: supervisionados, não supervisionados, semi supervisionado e aprendizagem automática. Cada um será sucintamente descrito.

3.3.1.1. Supervisionados

Os dados utilizados normalmente são considerados como dados para aprendizagem em que são conhecidas as suas categorias. O modelo é treinado com os dados que são fornecidos. Quanto maior a quantidade fornecida ao algoritmo, maior a facilidade e assertividade na previsão do resultado. Uma das possibilidades remete para a correção dessa previsão, isto é, ensinar o algoritmo a analisar de forma correta o resultado pretendido. (The A Tour of The Most Popular Machine Learning Algorithms, sem data)

3.3.1.2. Não supervisionados

Os algoritmos não supervisionados são os dados não categorizados e o que impossibilita realizar uma previsão. Estes algoritmos podem ser usados para detetar e organizar dados que sejam semelhantes ou redundantes.

3.3.1.3. *Semi supervisionados*

A categoria de semi supervisionados é uma técnica que engloba os dois tipos anteriormente mencionados. O algoritmo é treinado com dados catalogados e não catalogado. Os dados não catalogados permitem criar limites aos dados em geral, enquanto os catalogados ajudam a identificar os que se relacionam nesse grupo. (Hailat, Komarichev and Chen, 2018)

3.3.1.4. *Aprendizagem automática*

A aprendizagem automática é utilizada para interagir com o meio-envolvente de forma a tomar ações que otimizem benefícios e minimizem riscos. Estes algoritmos encontram-se em aprendizagem contínua pelo meio ambiente de forma iterativa. Desta forma é possível aprender através de experiências provenientes, até conseguir explorar todas as soluções possíveis.

Existem vários tipos de algoritmos para *Machine Learning*. Esta dissertação constituirá unicamente focados no processo de redes neurais convolucional. A Figura 10 apresenta vários algoritmos existentes no âmbito do *Machine Learning*.



Figura 10 - Vários algoritmos de Machine Learning(The A Tour of The Most Popular Machine Learning Algorithms,sem data)

3.3.2. Deep Learning

O *Deep Learning* é uma das abordagens de *Machine Learning* e consiste na aplicação de modelos matemáticos na geração de algoritmos capazes de “aprender” características de um grande conjunto de dados, estabelecendo previsões acerca destes. No contexto desta dissertação, trata-se de uma previsão sobre a categorização da imagem.

No *Deep Learning* existem exemplos bem-sucedidos de vários algoritmos que têm alcançado sucesso mundial, como é o caso do algoritmo *AlphaGo Zero*, uma evolução do algoritmo *Alpha GO*. O *GO* é um jogo com 10^{172} de possibilidades, sendo bastante complexo para um ser humano. O *AlphaGo Zero* recorreu a algoritmos de aprendizagem automática, que consistia em colocar o *AlphaGo Zero* a jogar contra si mesmo, e, num curto período de vinte e um dias, atingiu a classificação de master em *GO*. Este é um exemplo de como o *Deep Learning* encontra-se em voga na comunidade científica, pois consegue superar as alternativas existentes.

3.3.2.1. Redes Neurais Convolucionais

As Redes Neurais convolucionais (CNNs) provaram ser algoritmos eficazes em diversas tarefas de reconhecimento de imagens e vídeos, sistemas de recomendação e processamento de linguagem natural. Contudo, necessitam de uma grande quantidade de amostras categorizadas para a aprendizagem. Nesta secção, além de apresentar os principais conceitos e componentes das CNNs, será ainda abordado o funcionamento do método.

As CNNs permitem classificar imagens, desde apresentar informação do que está na imagem (georreferenciação), agrupá-las por semelhança, ou detetar automaticamente objetos apresentados. Um exemplo de utilização é na área da medicina para a deteção de tumores(Litjens *et al.*, 2017). As CNNs são atualmente consideradas como o melhor modelo no reconhecimento de imagens pois conseguem detetar automaticamente e utilizar as características das imagens para classificar, pois usa informação dos pixels adjacentes na imagem.

As CNNs extraem particularidades relevantes das imagens através de transformações, em que é atribuído um valor. Esse peso (valor) é enviado à próxima camada para analisar outras características e assim consequentemente de forma a camada final exportar a previsão.

O algoritmo permite identificar a imagem introduzida como um *array* de píxeis, que pode variar consoante a sua resolução.

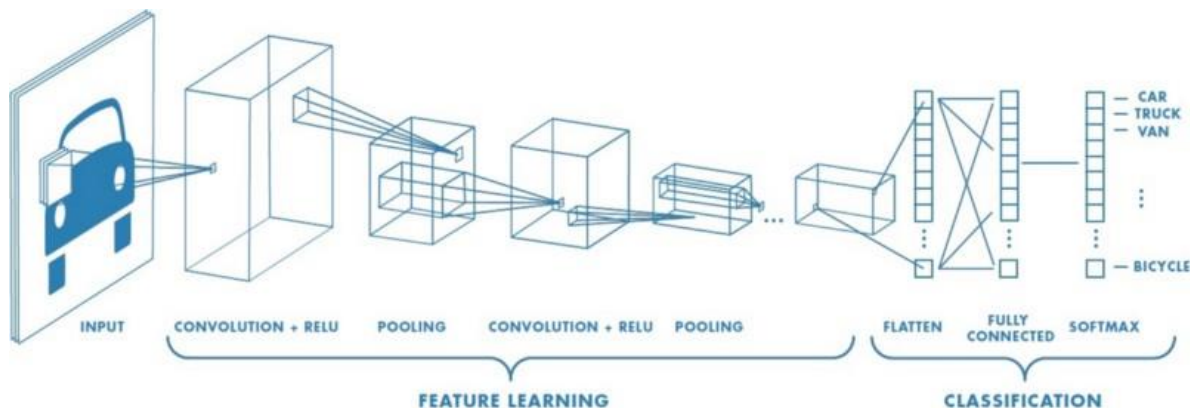


Figura 11 - CNN - Deep Learning(Understanding of Convolutional Neural Network (CNN) — Deep Learning, sem data)

Cada imagem tem um contributo fundamental para o processo de treinar o algoritmo, pois passa por uma série de camadas convulsionais com os respetivos filtros, *pooling* e camadas totalmente conectadas.

As camadas convolucionais são responsáveis por extrair atributos das entradas. Ao *pooling* compete reduzir a dimensão do volume resultante após as camadas convolucionais, ajudando a tornar a representação invariante a pequenas translações na entrada. As camadas totalmente conectadas são as responsáveis pela disseminação do sinal por meio da multiplicação ponto a ponto e o uso de uma função de ativação, isto é, cada entrada de uma camada está conectada a um output pelo seu peso.

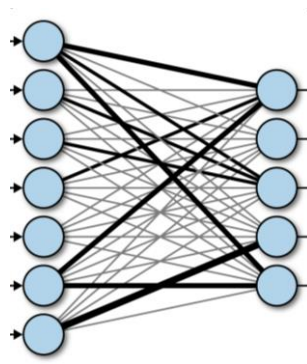


Figura 12 – Exemplo de uma camada conectada

O resultado do algoritmo CNN é a probabilidade de a imagem de entrada ser do domínio de uma das classes para qual o algoritmo foi treinado.

3.3.3. Classificação Automática de Imagens

Com a intenção de desenvolver um sistema que se relacione com objetivos mencionados na secção 1.2 procedeu-se a uma análise e estudo de ferramentas que facilitem a classificação automática de imagens. Das soluções atualmente disponíveis, apenas se mencionarão as consideradas como as mais populares e que respondam aos requisitos definidos.

3.3.3.1. TensorFlow

TensorFlow é uma *framework open-source*, desenvolvida pela Google Brain, que consiste numa biblioteca de computação numérica direcionada para a investigação e desenvolvimento de soluções de *machine learning*. Encontra-se maioritariamente desenvolvido nas linguagens de programação C/C++ e Python, permitindo o treino de redes neurais que podem ser utilizadas em reconhecimento/classificação de ficheiros multimédia suportando desenvolvimento para diversas plataformas. O TensorFlow fornece ainda o TensorBoard, uma ferramenta que permite visualizar a performance e evolução do módulo relativamente ao treino a que está sujeito. (*TensorFlow*, no date)

3.3.3.2. Keras

Keras é uma API *open-source* de alto nível com o objetivo de desenvolver redes neurais., que pode ser utilizado como complemento a outras bibliotecas de *Deep Learning*, como o *TensorFlow*, *CNTK* e o *Theano*, pois foi desenvolvido com o objetivo de ser utilizado como interface e não de forma independente. (*Keras*, no date)

3.3.3.3. Caffe

Caffe é um framework de *Deep Learning* , desenvolvida pela Berkeley Artificial Intelligence Research, considerada extramente rápida e modular, proporcionando mudanças rápidas entre os tipos de computação GPU e CPU. O seu core é construído por C++, sendo suportado por uma interface desenvolvida em linguagem Python. (*Caffe | Deep Learning Framework*, no date)

3.3.3.4. PyTorch

O PyTorch é uma framework *open-source*, baseada em Torch. É utilizado para construção de redes neurais profundas, permitindo flexibilidade e rapidez na construção. Ao contrário do Torch, que usa o Lua como linguagem principal, é construída em Python. Devido à sua facilidade de utilização para

implementação de *Deep Learning*, tem uma grande comunidade a suportar a linguagem. Tal como o TensorFlow, contém módulos já pré-treinados.(*Features / PyTorch*, no date)

3.3.3.5. *MXNet*

Desenvolvida pela Apache, esta *framework* é bastante conhecida pelo seu foco para imagens e sua eficiência, flexibilidade, escalabilidade e portabilidade. Permite utilizar linguagens de programação como Scala, Java e Go, possibilitando uma maior aplicabilidade em outras plataformas. (*Why MXNet? — mxnet documentation*, no date)

3.3.3.6. *Theano*

Theano é uma *framework* construída em Python que permite definir, otimizar e avaliar diversas expressões matemáticas, com foco em matrizes multidimensionais. É possível obter, com facilidade, um bom processamento, quando comparado com outras *frameworks*. Suporta CPU e GPU para processamentos de dados em massa, sendo bastante útil para tratamento de tarefas complexas, onde a rapidez é uma prioridade. (*Welcome — Theano 1.0.0 documentation*, no date)

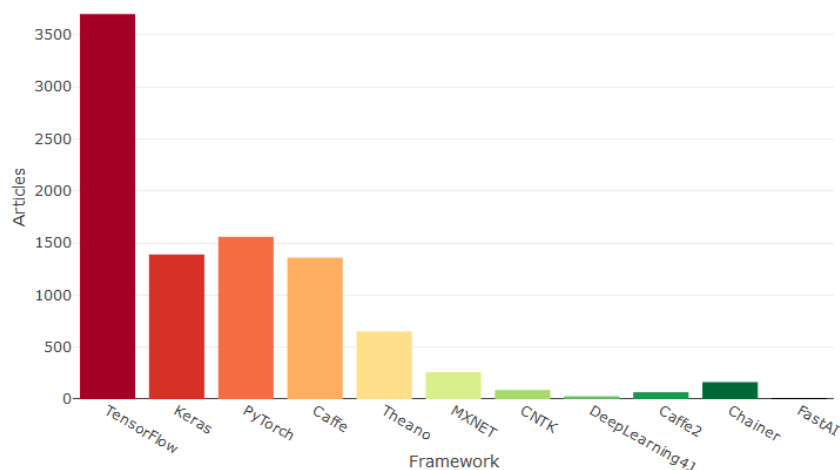


Figura 13 - Frameworks mencionadas no Arxiv (Deep Learning Framework Power Scores 2018 | Kaggle, no date)

3.3.4. Módulos Pré-treinados.

As redes neurais são criadas e treinadas sobre uma base de dados específica, para uma determinada tarefa. Após uma investigação sobre redes neurais, averiguou-se que uma rede criada para uma dada tarefa pode ser reutilizada para outros domínios. Isto permite trazer imensos benefícios para quem não em poder computacional, conhecimento, ou base de conhecimento para criar/treinar uma rede neuronal.

A reutilização de módulos pré-treinados acontece devido a uma determinada característica que permite que os módulos consigam obter uma aprendizagem sobre o novo conhecimento, possível através de *transferência de conhecimento* (Tan *et al.*, 2018). Esta característica permite substituir os dados da última camada da rede e assim obter características da nova base de conhecimento, alterando os pesos dos nós. As camadas superiores mantem-se inalteradas. No entanto existe sempre a possibilidade de alterar as camadas superiores.

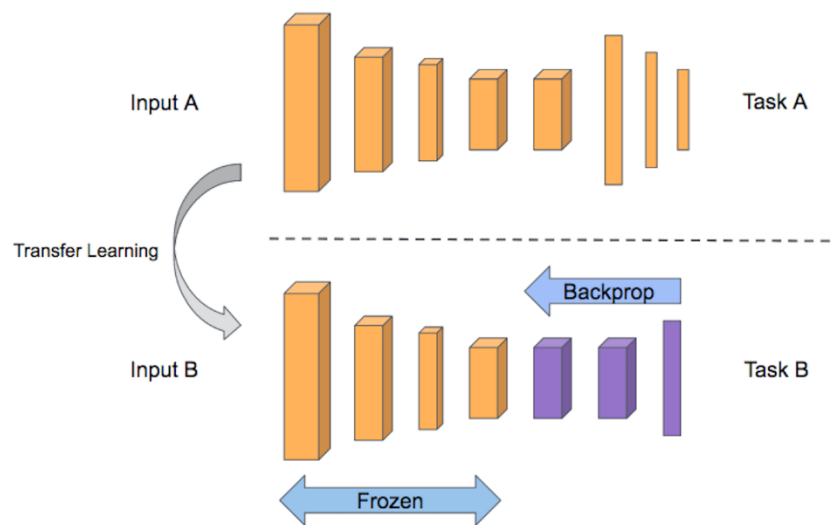


Figura 14 - Transferência de Conhecimento (Transfer learning using Tensorflow - Subodh Malgonde - Medium, no date)

Existem vários módulos pré-treinados, os mais conhecidos, foram publicados por uma concurso internacional de categorização de imagens - Large Scale Visual Recognition Challenge(ILSVRC). (Russakovsky *et al.*, 2015).

Em seguida apresentar-se-á alguns dos mais conhecidos.

3.3.4.1. VGG

A *Oxford Visual Geometry Group* (VGG), desenvolveu uma rede neuronal que obteve os melhores resultados no desafio ILSVRC de 2014 na classificação de imagem. Após o concurso, o grupo disponibilizou a rede para a comunidade. Atualmente existem versões com camadas diferentes, sendo as mais conhecidas, a VGG 16 e a VGG 19. O módulo é a combinação multi-escalar de características convolucionais e SVM que permite analisar dados e reconhecer padrões. As diferentes versões podem conter 133 a 144 milhões de parâmetros.(Simonyan and Zisserman, 2014)

3.3.4.2. GoogLeNet

O *GoogLeNet*, conhecido por *Inception*, é uma rede neuronal criada pela Google. A rede venceu o concurso em 2014, conjuntamente com a VGG, mas na área de detecção de objetos. A rede é constituída por 22 camadas profundas, mas o número de parâmetros é menor comparativamente com outras redes neuronais. Atualmente existem várias versões que permitem refinar e melhorar a performance. A versão V3 é a que permite os melhores resultados devido à regularização do classificador. O *Inception* permite a sua reutilização com menor processamento e memória para o treino do que as outras redes. (Szegedy *et al.*, 2015)

3.3.4.3. Residual Network

R Residual Network, desenvolvido pela Microsoft e mais conhecida por ResNet, é uma rede neuronal com uma arquitetura diferente das demais, devido ao processo ter menos camadas para análise. Isto é, o processo de acrescentar camadas profundas, gera processos cada vez mais complexos e desta forma existirá uma altura que o processo não se encontra a obter as características das imagens, mas sim a “decorar” as mesmas. Uma vez que as camadas de baixo utilizam informação das hierarquicamente superiores, pode incorrer um treino incorreto. Desta forma a arquitetura do mesmo permite que as camadas adjacentes possam enviar informação para outras do mesmo nível. Dependendo de cada rede neuronal, a mesma pode conter entre 25.6 a 60 milhões de parâmetros.(He *et al.*, 2015)

3.3.4.4. AlexNet

AlexNet é uma CNN que teve um grande impacto na área de *Machine Learning*, especificamente no ramo da Visão Computacional. A rede ficou bastante conhecida em 2012, quando obteve excelentes resultados na *ILSVRC – 2012*, em comparação outras redes. A arquitetura é semelhante a *GoogleNet*, mas contendo mais camadas profundas e filtros e cerca de 60 milhões de parâmetros.

(Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, 2012)

3.3.5. Vantagens na detecção de anomalias com Machine Learning.

Existem várias vantagens na utilização deste algoritmo para detecção de patologias. Um dos principais fatores é a possibilidade de ter um módulo independente na detecção de anomalias, o que liberta o utilizador da necessidade de intervir na classificação e detecção da patologia.

Um dos grandes objetivos é a segurança, não sendo necessária a circulação lenta ou até mesmo a presença dos colaboradores no exterior da viatura a verificar incoerências. Em alternativa, filma-se o asfalto através duma carrinha modificada, o que é bem mais seguro e viável. Além disso, o tempo dessa pessoa pode ser rentabilizado em outro tipo de tarefa, como catalogar ou detetar falsos-positivos de forma a torná-lo mais eficiente. Assim, não só o número de recursos humanos torna-se mais reduzido, como não existe a necessidade de visualizar os vídeos na íntegra, podendo estes debruçarem-se noutras tarefas.

O quadro seguinte resume as vantagens na adoção destas tecnologias, distribuídas em 3 vertentes distintas:

Tabela 3 - Resumo das vantagens

Vertente	Vantagens
Segurança	O levantamento de patologias é atualmente realizado do interior do veículo, percorrendo a berma exterior em marcha lenta. Este passa a ser realizado através de uma passagem nas vias principais (Vias Direita, Esquerda e Central) em velocidade normal.

Qualidade Informação	A visualização e evidências recolhidas através do processo atual, não facilitam o processo de identificação das patologias menos evidentes. Os registos fotográficos passam a ser obtidos num ângulo intermédio do 4 quadrante ao invés de outros ângulos menos visíveis e a distâncias que podem atingir aos 7m (distância entre a localização do carro e a patologia detetada)
Performance	Do ponto de vista do processo, este passa a ser mais fluido e consequentemente mais curto, podendo vir a ser realizado pelas próprias patrulhas, libertando assim os técnicos de inspeção para outras atividades. Com a introdução da inteligência artificial, perspetivam-se ganhos significativos na deteção automática de patologias.

Existe ainda uma outra vertente de vantagem e que se refere ao custo-benefício, dado que o valor cobrado pelas tecnologias referidas na secção 3.1, é bastante mais elevado comparativamente com uma solução *Machine Learning* na deteção de anomalias. Contudo é necessário compreender que estas empresas permitem ter informações pormenorizadas e detalhadas.

Em função dos objetivos e necessidades de cada empresa, será importante avaliar a utilização de cada uma das alternativas pretendidas. Isto é, a necessidade de ter um detalhe sobre os pavimentos e relatórios com termos específicos da área de Engenharia Civil, as empresas especializadas na área com lasers poderão entregar de forma mais eficiente, e enquanto a utilização do CNN poderá apenas dar a conhecer que tipo de patologia que existe e qual a gravidade a nível macro. Porém a necessidade de agir sobre o dano, poderá ser mais ágil em comparação com a empresa especializada, porque as análises são menos demoradas.

Neste caso a CNN encontram-se no meio deste tipo de valor, pois são mais eficientes que a intervenção humana, mas levantam menos informação que a utilização do laser. Segue uma tabela que resume os pontos fortes e fracos de cada análise.

Tabela 4 - Factos a favor e contra cada solução

LASER/VIDEO	
A FAVOR	<ul style="list-style-type: none"> • Detalhe da informação nos relatórios; • Detalhe na captura dos dados; • Facilidade no manuseamento do material;

	<ul style="list-style-type: none"> • Detecção micro das patologias;
CONTRA	<ul style="list-style-type: none"> • Pouca oferta neste tipo de serviço; • Preço elevado; • Dependência na disponibilidade dos prestadores de serviços; • Necessidade pessoas com conhecimentos específicos e com o funcionamento do software para detecção;
INTERVENÇÃO HUMANA	
A favor	<ul style="list-style-type: none"> • Identificação imediata da patologia e a maneira como resolver;
Contra	<ul style="list-style-type: none"> • Insegurança do grupo de trabalho na análise; • Falta de procedimentos na detecção de patologias mais a esquerda na via; • Falta de homogeneidade na exposição das patologias (Relatórios); • Dificuldade na detecção de patologias de tamanhos reduzidos;
ANÁLISE AUTOMÁTICA	
A FAVOR	<ul style="list-style-type: none"> • Libertação dos recursos humanos para outras tarefas; • Segurança; • Rapidez na obtenção dos dados e consequentemente a exposição dos relatórios; • Acesso direto à detecção da patologia, maior rapidez na resolução; • Não haver a necessidade de ter pessoas com conhecimento sobre as patologias; • Detecção macro das patologias
CONTRA	<ul style="list-style-type: none"> • Limitação nas patologias; • Necessidade de obter material e rentabilizar o mesmo; • Disponibilizar algum tempo no treino na análise automática;

3.3.6. Proposta de Valor

Os objetivos na implementação da análise automática passam por desenvolver uma solução que permita analisar as patologias mais comuns na superfície dos pavimentos. Pode-se considerar este sistema como um intermédio entre as opções apresentadas neste capítulo.

Assim, anomalias como fissuras e deformações mencionados na secção 2.2.1 são as propostas a aplicar aos algoritmos de *Machine Learning*. Para tal, optou-se por desenvolver uma solução de baixo custo, através da ferramenta *Tensorflow*. Como abordagem, recorreu-se a uma API REST que permita fazer a integração com outros sistemas e a utilizou-se uma biblioteca de *Machine Learning* para classificar as imagens.

4. Análise de Valor

Para qualquer negócio uma boa análise de valor é essencial para abranger os mais diversos clientes que desta forma podem ter um conceito do produto/serviços que estão a usar.

Para criar uma análise de valor com significado, é importante definir e mensurar o valor. O valor está associado a importância, aos benefícios e as utilidades que o produto dispõe. A solução descrita nesta dissertação é uma alternativa para detetar patologias, que surgem diariamente nas estradas. Isto vai permitir analisar o valor que pode trazer em relação às soluções já existentes.

4.1. AHP

O objetivo construir uma ferramenta orientada ao auxílio da tomada de decisão foi desenvolvido um Método de Análise Hierárquica. Esta metodologia permite esquematizar as complicações e as várias hipóteses de resolução possíveis segundo uma perspetiva hierárquica, através de métricas de decisão qualitativas e quantitativas. O método de análise hierárquico (AHP) na análise de valor foi criado por volta dos anos de 1980 por Thomas L. Saaty.

“To make a decision we need to know the problem, the need and purpose of the decision, the criteria of the decision, their subcriteria, stakeholders and groups affected and the alternative actions to take. We then try to determine the best alternative, or in the case of resource allocation, we need priorities for the alternatives to allocate their appropriate share of the resources” (Thomas L. Saaty, 2018)

Como é referido pelo o autor apenas é possível usar o AHP, se o problema estiver bem identificado, como também os critérios a que está sujeito, é possível identificar as partes envolvidas (Requisitos) e as alternativas que abrangem a solução. Nesta dissertação é possível identificar os requisitos e o problema associado, de forma a ser possível escolher a melhor alternativa.

Este método é muitas vezes associado à última fase, pois auxilia na tomada de decisão, isto é, numa avaliação relativa, com suporte em escalas absolutas e critérios qualitativos e quantitativos num determinado tema. Essa decisão vai seguir determinados contornos que permite a ordenação dos diversos problemas nos seus níveis hierárquicos em consonância com as características dos diversos elementos.

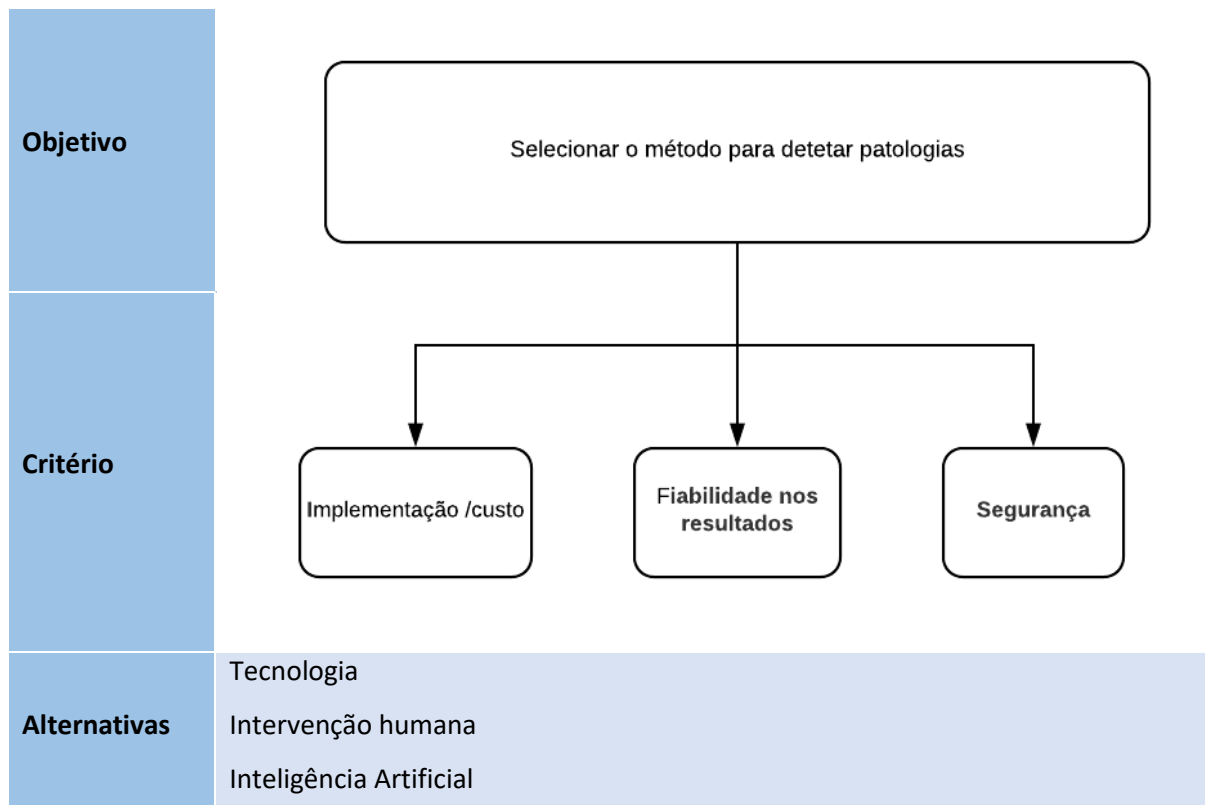
O problema deve ser decomposto numa hierarquia. Na secção podemos avaliar as alternativas ao problema que neste caso são:

- Tecnologia(Laser/Vídeo)
- Intervenção Humana
- Inteligência Artificial

Os critérios definidos para a realização do método de AHP são:

- Implementação/Custo
- Segurança
- Rapidez

Tabela 5 - Tabela de decisão



Para a 1ª fase utiliza-se os critérios para serem conjugados entre si.

A1 - Implementação/Custo

A2 - Fiabilidade nos resultados

A3- Segurança (Colaboradores)

	A1	A2	A3
A1	1	2	3
A2	$\frac{1}{2}$	1	$\frac{1}{7}$
A3	$\frac{1}{3}$	7	1

	A1	A2	A3
A1	1	2	3
A2	$\frac{1}{2}$	1	$\frac{1}{7}$
A3	$\frac{1}{3}$	7	1
Total	$\frac{11}{6}$	10	$\frac{29}{7}$

	A1	A2	A3
A1	$\frac{6}{11}$	$\frac{2}{10}$	$\frac{21}{29}$
A2	$\frac{3}{11}$	$\frac{1}{10}$	$\frac{1}{29}$
A3	$\frac{2}{11}$	$\frac{7}{10}$	$\frac{7}{29}$

	A1	A2	A3	MÉDIA
--	----	----	----	-------

A1	$\frac{6}{11}$	$\frac{2}{10}$	$\frac{21}{29}$	0,49
A2	$\frac{3}{11}$	$\frac{1}{10}$	$\frac{1}{29}$	0,14
A3	$\frac{2}{11}$	$\frac{7}{10}$	$\frac{7}{29}$	0,37

O próximo passo é considerar as alternativas:

4.1.1. Alternativa Implementação custo

	Tecnologia	Intervenção Humana	Inteligência Artificial
Tecnologia	1	7	2
Intervenção Humana	$\frac{1}{7}$	1	$\frac{1}{7}$
Inteligência Artificial	$\frac{1}{2}$	7	1
Total	$\frac{23}{14}$	15	$\frac{22}{7}$

	Tecnologia	Intervenção Humana	Inteligência Artificial	Média
Tecnologia	$\frac{14}{23}$	$\frac{7}{15}$	$\frac{7}{11}$	0.57
Intervenção Humana	$\frac{2}{23}$	$\frac{15}{15}$	$\frac{1}{22}$	0.38
Inteligência Artificial	$\frac{7}{23}$	$\frac{7}{15}$	$\frac{7}{22}$	0.36

4.1.2. Intervenção Fiabilidade de resultados

	Tecnologia	Intervenção Humana	Inteligência Artificial
Tecnologia	1	9	4
Intervenção Humana	$\frac{1}{9}$	1	$\frac{1}{3}$
Inteligência Artificial	$\frac{1}{4}$	3	1
Total	$\frac{49}{36}$	14	$\frac{16}{3}$

	Tecnologia	Intervenção Humana	Inteligência Artificial	Média
Tecnologia	$\frac{36}{49}$	$\frac{9}{14}$	$\frac{3}{4}$	0.71
Intervenção Humana	$\frac{4}{49}$	$\frac{1}{14}$	$\frac{1}{16}$	0.07
Inteligência Artificial	$\frac{9}{49}$	$\frac{3}{14}$	$\frac{3}{16}$	0.20

4.1.3. Segurança

	Tecnologia	Intervenção Humana	Inteligência Artificial
Tecnologia	1	5	$\frac{1}{2}$
Intervenção Humana	1/5	1	1/5

Inteligência Artificial	2	5	1
Total	$\frac{16}{5}$	11	$\frac{17}{10}$

	LASER	INTERVENÇÃO HUMANA	INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	TOTAL
LASER	$\frac{5}{16}$	$\frac{5}{11}$	$\frac{5}{17}$	0.35
INTERVENÇÃO HUMANA	$\frac{1}{16}$	$\frac{1}{11}$	$\frac{2}{17}$	0.09
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	$\frac{5}{8}$	$\frac{5}{11}$	$\frac{10}{17}$	0.56

$$\begin{bmatrix} 0.57 & 0.71 & 0.35 \\ 0.38 & 0.07 & 0.09 \\ 0.26 & 0.20 & 0.56 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0,49 \\ 0,14 \\ 0,37 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.51 \\ 0.23 \\ 0.41 \end{bmatrix}$$

Em conclusão seguem os pesos de cada alternativa:

• Tecnologia	0.51
• Intervenção Humana	0.23
• Inteligência Artificial	0.41

Podemos concluir que a opção da Tecnologia é a mais indicada, mas a Inteligência artificial demonstrar uma opção viável, pois encontra-se no meio termo.

4.2. Business Model Canvas

O Business Model canvas é uma ferramenta permite que seja possível verificar as várias características de negocio em que um produto assenta num único diagrama. Esse diagrama é constituído por 9 blocos com o intuito de auxiliar a planificar e a esquematizar os vários conceitos de negócios.

1 - Segmentos de Clientes

Todos os colaboradores que trabalhem para a área de operação e manutenção, pois são os principais beneficiários com o produto. O produto ao identificar as patologias, oferece aos colaboradores tempo para outras atividades e segurança.

2 – Proposta de Valor

O principal objetivo da solução é disponibilizar aos utilizadores do Segmento de Clientes uma ferramenta no auxilio de deteção de patologias com recurso a Inteligência Artificial.

3 – Canais distribuição

Um vez que não existe um canal específico pois a solução desenvolvida é uma API, a plataforma SustIMS será o principal canal distribuição por ser uma ferramenta interna, pois irá comunicar o serviço de inteligência Artificial. Os clientes interagem através da plataforma, visualizando os resultados ou ações que sejam disponibilizadas para o efeito.

4 - Fluxos de Receita

O fluxo de receita não é mensurável, por não haver dependência com prestadores de serviço e haver a possibilidade de os colaboradores estarem a realizarem outras tarefas.

5 - Parceiros-Chave

Os parceiros são os que estão diretamente ligados ao produto desde da sua utilização ou criação do mesmo, isto é, os utilizadores que fazem inspeções visuais e que desenvolveram a solução.

6 - Atividades-Chave

As atividades principais indicadas são as que o produto oferece aos utilizadores, de deteção automática de patologias e funcionalidades aderentes.(Anexo B –)

7 - Relação Clientes.

Os elementos mais indicados para manter os clientes satisfeitos com o produto, desde problemas que possam surgir como também algumas melhorias que possam ser necessárias.

8 – Estrutura de custo

Os custos necessários ao desempenho da proposta de valor são os custos de hardware e software necessários ao desenvolvimento e manutenção da solução pretendida.

9—Recursos Chave

Os recursos chave são os recursos humanos e tecnológicos. Os primeiros, são aqueles que irão fazer a gravação da inspeção e analisar os resultados provenientes da IA, no segundo caso, equipamentos que permitam a criação e desenvolvimento da solução, como também a obtenção de uma base de conhecimento para os recursos tecnológicos.

Tabela 6 - Business Model Canvas

Parceiros-Chave - Colaboradores - Departamento de tecnologias Informação	Atividades-Chave - Detecção automática de patologias nas autoestradas	Proposta de Valor - Identificação automática de anomalias nas rodovias - Segurança - Menor dependência com prestadores de serviços	Segmento de Clientes - Área de operação e manutenção (Interno)
Recurso - chave Recursos humanos Recursos tecnológicos			
Estrutura de custos - Hardware - Pessoal	Canais Distribuição -Plataforma SustIMS	Fluxos de receita - Utilização de colaboradores para outras áreas	Relação Clientes - Contato de e-mail de apoio dedicado.

5. Implementação da Inteligência Artificial

Neste capítulo, é descrita a metodologia criada para implementação da tecnologia IA na detecção de patologias nas rodovias. Na primeira fase será demonstrada a criação e obtenção da base de conhecimento. De seguida a lógica sobre qual está implementada a solução, finalizando com a arquitetura da solução.

5.1. Base de conhecimento

5.1.1. Imagens

Ao longo do tempo as empresas vão adquirindo experiência através dos processos que são executados no dia-a-dia. De forma a que essa informação trespasse o tempo, é necessário que a mesma seja registada e catalogada, de maneira a que qualquer pessoa obtenha de forma rápida e estruturada a informação necessária para realizar esses mesmos processos. Existem várias formas de registar essa informação. Escrita, vídeo, imagem ou partilha de experiências entre colaboradores são os veículos de transmissão de mais recorrentes.

A aplicação de Inteligência Artificial necessita de obter esses conhecimentos. Como mencionado no Capítulo 3, para se utilizar CNNs essa aquisição é concretizada através de imagens que contenham as características que devem ser aprendidas nas redes neuronais. Para isso, foi necessária a obtenção de uma base de conhecimento com imagens das diversas patologias catalogadas.

Inicialmente foram fornecidas algumas imagens provenientes intervenção humana (secção 3.2) que encontravam-se previamente categorizadas, por terem sido utilizadas em relatórios internos. Contudo, foi efetuada uma nova validação, para averiguar a qualidade da base de conhecimento. Quanto mais qualidade o treino interpretar, mais qualidade terão os resultados.

Durante a validação da base de conhecimento foram detetadas situações anormais, devido à discrepância das características das imagens. Nos exemplos seguintes pode-se verificar a existência de fotografias sem qualidade, recolhidas pelos colaboradores com equipamentos de baixa resolução que apesar de suficiente para os seus processos internos seriam insuficientes para a aprendizagem do modelo de IA. Além disso, encontraram-se também algumas fotos mal tiradas, que, por essa razão, foram excluídas do processo.



Figura 15 – Imagem informação desnecessária



Figura 16- imagens com o dedo visível

Foram fornecidas aproximadamente 5 050 imagens, categorizadas por ninhos, peladas, fissuras transversais e longitudinais.

Uma vez que ninhos e peladas podem ser agregadas à mesma patologia, foram disponibilizadas aproximadamente 385 imagens para ninhos e peladas. Já para as fissuras existiam aproximadamente 4 600 imagens segregadas em fissuras transversais (440) e o restante em fissuras longitudinais (4 160).

Idealmente a base de conhecimento deveria englobar muito mais do que 4 675; as restantes 65 imagens foram descartadas devido às anomalias anteriormente mencionadas. No entanto, como fase inicial do processo de aprendizagem, o número é aceitável. Com a solução em funcionamento, a base de conhecimento irá aumentar significativamente.



Figura 17 - Figura sem qualidade

Após uma validação das imagens fornecidas, tratou-se de fazer a organização das imagens. A lógica explicitada na secção 5.2, para ser aplicada com sucesso, as imagens devem ser agregadas e categorizadas de determinada forma para o treino do módulo. As imagens foram agregadas em domínios para cada camada.

A primeira camada é uma agregação de todas as camadas subsequentes, isto é, contém as imagens de todas as patologias a serem identificadas.

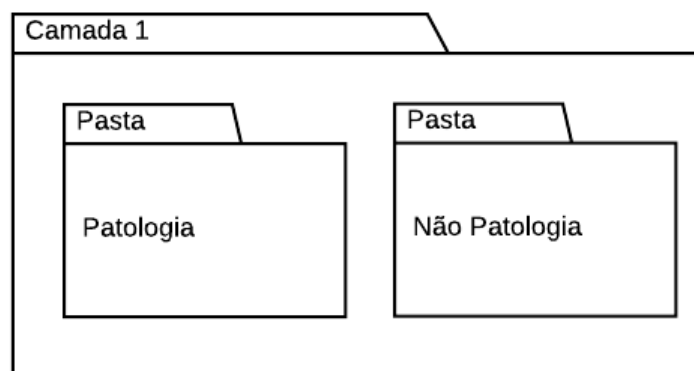


Figura 18 - Pastas na 1 Camada

As imagens existentes em “Não Patologia” são imagens sobre o asfalto não têm qualquer anomalia. Como se pode verificar na Figura 19 o asfalto não contém qualquer dano.



Figura 19 - Imagem de treino sem patologia

As imagens “Não Patologia” também contêm as que poderão ser consideradas como falsos-positivos, como por exemplo as que apresentam sombras ou Contadores Automáticos de Veículos (CAVs). Na Figura 20 é possível ver cortes na via devido ao CAV. Estes cortes poderiam ser erradamente considerados como fissuras. Contudo foram acrescentadas à primeira camada de forma a evitar que estes tipos de situações não sejam identificadas nas camadas seguintes.

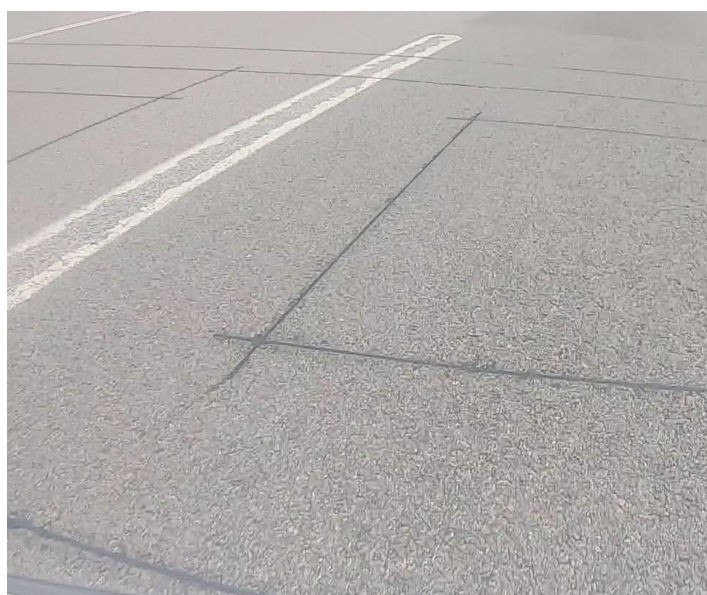


Figura 20 - CAVs - Falso-positivo

Nas outras camadas subadjacentes foram categorizadas imagens consoante o seu tipo. É possível visualizar na Figura 21 que a patologia identificada não é vulgarmente encontrada nas autoestradas. No entanto a utilização deste tipo de imagens permite incrementar a base de conhecimento.



Figura 21 - Imagem da Internet para treino

As imagens captadas sobre as patologias e utilizadas para o treino do módulo, incidem sempre no mesmo plano. O plano em que as fotografias são capturadas, são normalmente obtidas na berma da autoestrada como é possível verificar na Figura 22



Figura 22 - Fotografia captada numa inspeção visual

Este plano de incidência é a única de forma de capturar as fotografias, com a devida segurança para os utilizadores. De outra forma deveriam ser utilizadas viaturas devidamente identificadas para o efeito, de modo a condicionar a circulação dos automóveis.

A Figura 22 é um exemplo das várias imagens utilizadas para treinar o módulo, por duas razões: a existência de um número razoável de imagens deste género para o treino do módulo e devido ao facto das imagens não possuírem ruído à volta, como é possível visualizar na Figura 23. As imagens que contêm o meio envolvente criam entropia na análise das imagens. Para treinar o módulo, seria necessário haver um número de imagens considerável e com ruído, como por exemplo vegetação, pórticos e sinalizações verticais (sinais de trânsito).



Figura 23 - Imagens com ruído

A característica essencial para o treino é as patologias, que deverão ser o foco principal das imagens. Assim a IA irá comparar as imagens inseridas para análise com a aprendizagem sobre as imagens com patologias. Na Figura 24 é possível verificar as pastas e qual o domínio das imagens associadas, com a sua respetiva camada.

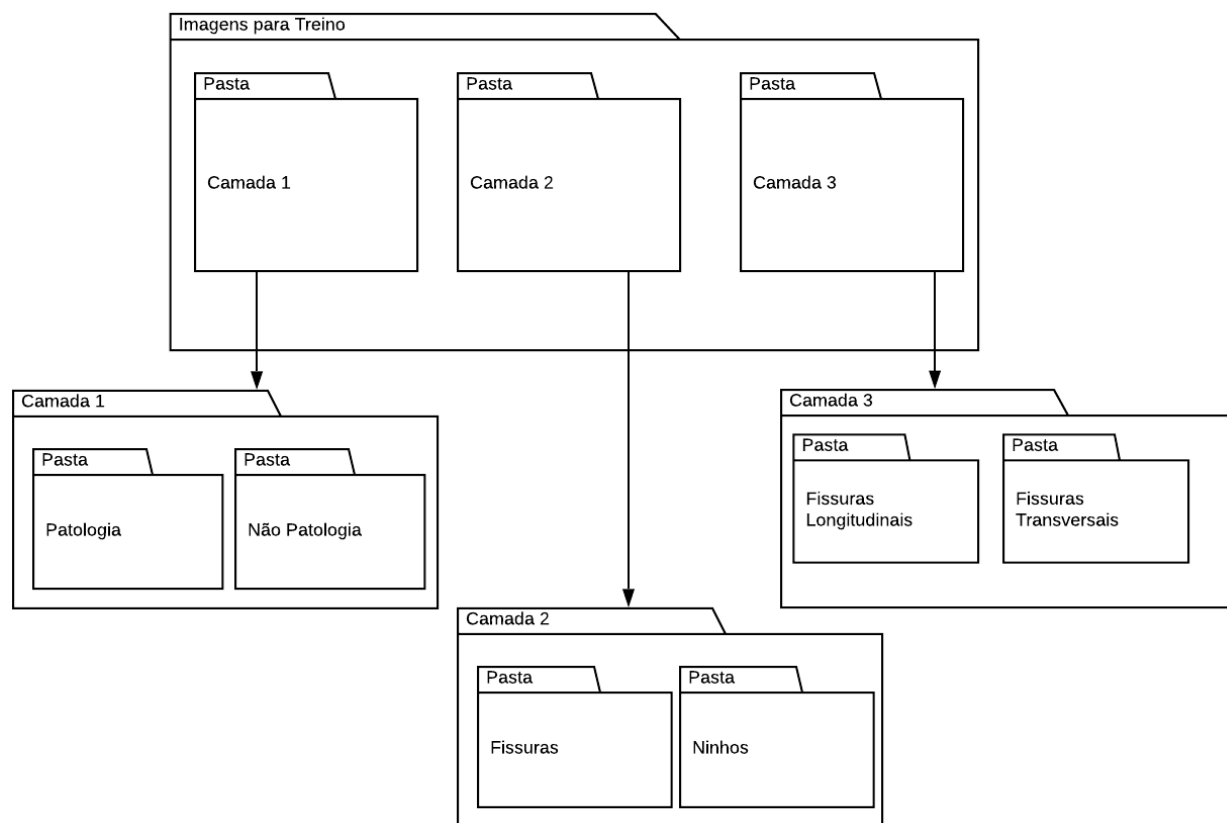


Figura 24 - Organização das imagens de treino

5.1.2. Aumento da base de conhecimento

Em função dos desequilíbrios existente entre os tipos de imagem, foi necessário aumentar a base de conhecimento em duas vertentes: aumentar os ninhos e peladas, e adicionar imagens onde não existe nenhuma patologia. O objetivo desta última consiste em conceber um filtro inicial, que permite efetuar uma triagem às imagens iniciais do vídeo e, por consequência, melhorar a previsão das seguintes camadas.

Para colmatar o primeiro requisito, procedeu-se a uma pesquisa na internet à procura de imagens que contivessem peladas ou ninhos. As imagens incluídas na base de conhecimento foram previamente validadas, para que as que não contêm qualidade ou qualquer relação com o tema não reduzissem a qualidade da previsão. Como é possível verificar na Figura 25, a probabilidade de haver tantos ninhos ou

peladas numa autoestrada é quase nula. No entanto, o objetivo é o processo reconhecer de forma diversificada o que é e não é uma patologia, por isso a imagem torna-se relevante.



Figura 25 - Imagem tirada da internet

Para a concretização do segundo requisito foi necessário criar uma base de conhecimento que permitisse, na primeira camada, triar um conjunto de imagens antes de submeter a uma triagem mais específica. Esta base de conhecimento teria de conter imagens em que o asfalto estivesse nas perfeitas condições. No sentido de obter esse tipo de imagens, foi necessário adquirir um equipamento que suprimisse a necessidade de obter imagens sem anomalias, devendo ter determinados requisitos, que serão detalhados na secção seguinte.

A forma mais eficaz da aquisição dessas imagens é através de vídeo, uma vez que estes são compostos por imagens de forma sequencial (frames). Para se proceder à gravação dos vídeos, foi adquirida uma máquina de filmar *GoPro Hero Black 7*. Este equipamento deverá ser posicionado no capô do veículo, com as devidas seguranças. O objetivo proposto seria gravar diferentes tipos de asfalto para assim obter diversas imagens de misturas betuminosas (camada de desgaste) com diferentes macrotexturas (IP, 2014) nas suas segregações, diversificando assim a base de conhecimento de “Não Patologias”.



Figura 26 - Obtenção de imagens

Como se pode verificar na Figura 26, a câmara estava afixada com uma ventosa e presa a um cabo de metal, que também estava seguro a um adesivo no capô. Desta forma, caso o calor ou outra anomalia qualquer provocasse uma alteração na força da ventosa, a câmara continuaria assente ao capô. Para este processo todas as precauções são necessárias pois a desafixação da câmara poderia resultar na ocorrência de estragos ou acidentes.

A forma como a câmara é colocada é de extrema relevância para o processo. O ângulo de visão da câmara deve ser uniforme, sendo que, idealmente, deveria existir um veículo alterado para esse efeito. Um ângulo de visão como está referido na Figura 27 acarreta problemas de definição da imagem porque a patologia surge a uma distância superior, e, em equipamentos com pouca definição, o processo de Inteligência Artificial terá mais dificuldade a detetar a patologia.

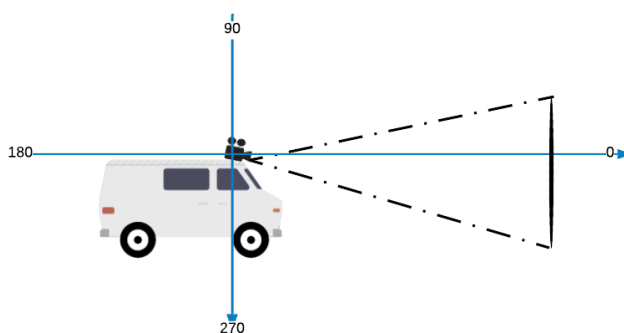


Figura 27 - Ângulo de visão aberto

Tal como a distância da câmara à rodovia, o seu plano de incidência dificulta o processo de análise, pois, uma correta posição permite definir e visualizar de forma correta a anomalia. A XX permite comprovar essa situação, uma vez que inicialmente seria um remendo/ninho, mas YY permite verificar que é um carote. (Carote / *Dicionário de Engenharia Civil*, no date)



Figura 28 - Plano distante de um carote



Figura 29 - Plano distintos de um carote

Outra dificuldade que surge na obtenção de imagem com ângulo de visão alargado é a velocidade do veículo, pois, se o número de imagens com este tipo de visão é escasso, com o aumento da velocidade, o número de imagens das patologias será menor. No entanto, a lei define que a velocidade mínima de circulação nas autoestradas é de 50 km/h. Assim, o ângulo de visão da câmara deve ser apontado para baixo a apanhar diretamente a via, fornecendo imagens em que o plano sobre o mesmo é maior.

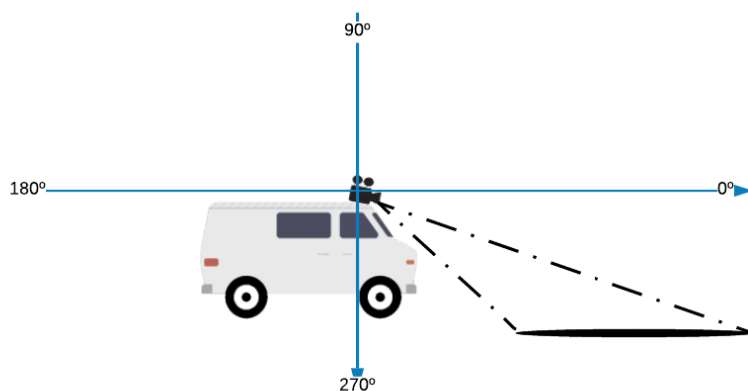


Figura 30 - Ângulo de visão correto

No caso da gravação direta para o asfalto o mesmo problema surge da velocidade elevada, o número de imagens com a patologia será menor, todavia o plano sobre o mesmo é o adequado para a análise. Porém quanto maior o número de imagens a serem analisadas, maior a garantia que a patologia será detetada.



Figura 31 - Plano sobre uma patologia

Dos vários desafios mencionados anteriormente, deve-se ter em conta outro fator que é o Sol. Uma das recolhas realizadas no interior, realizada pelas 13 horas, inviabilizou toda a gravação, pois o sentido no qual o veículo se deslocava era diretamente afetado pela incidência do sol. Como se pode verificar na Figura 32, apenas é possível visualizar a vegetação e o veículo pesado.



Figura 32 - Imagens da gravação diretamente para o Sol

De todo o modo deve-se ter um cuidado especial nestas alturas pois poderá ser necessário agendar gravações para diferentes alturas do dia.

5.1.3. Equipamento

Para que a recolha de imagens produzisse o efeito desejado, a câmara devia possuir determinadas especificações relativas ao seu manuseamento, qualidade de imagem, robustez, GPS e a possibilidade de iniciar a gravação remotamente.

Tratando-se de uma solução de baixo custo, o valor do equipamento foi relevante na escolha. Não só o valor era um dos requisitos, mas também o software utilizado na câmara contribuiu para a escolha. Uma situação incômoda conhecida de antemão é a trepidação do carro, o que origina uma gravação tremida. Para tal, qualquer telemóvel de última geração com software de estabilização de vídeo (Chen and Jahanshahi, 2018) serviria para a situação. Porém, numa tentativa efetuada com um telemóvel dentro do veículo obtiveram-se imagens com reflexos do painel de instrumentos do veículo.



Figura 33 - Imagem tirada dentro do veículo.

Para mitigar este problema do reflexo do painel de instrumentos, decidiu-se que o equipamento para a gravação deveria ser colocado do lado de fora do veículo. Assim, o equipamento devia ter a robustez

necessária para suportarem condições adversas do lado de fora do veículo e inclusivamente ter acessórios específicos para afixação do mesmo no veículo. Desta forma não há necessidade de um veículo alterado para realizar a gravação.

De toda a pesquisa elaborada a escolha recaiu sobre a *GoPro Hero 7 Black*, pois este engloba todas as necessidades mencionadas. Trata-se de um equipamento utilizado para atividades radicais, que inclui acessórios próprios da marca para diversos tipos de atividades. Para o objetivo principal, a gravação do vídeo, o equipamento é capaz de gravar com uma resolução de 4K, o que permite obter imagens de elevada qualidade. Inclui ainda software de estabilização fundamental para a trepidação do carro, possibilitando uma gravação sem distorção e trepidação. A questão dos FPS é um ponto fulcral, pois quanto mais imagens por segundo, mais quantidade se obtém para análise.

De todos os requisitos anteriores a serem colmatados pelo equipamento, e possivelmente o mais complexo de mitigar foi o requisito da localização da gravação, isto é, saber de forma automática as coordenadas durante a gravação. Uma informação relevante para a identificação geográfica das patologias é o ponto-quilométrico.



Figura 34 - Ponto-quilométrico

Estes equipamentos têm incluído o GPS, mas o processo de obtenção de coordenadas geográficas é algo complexo. Na secção 5.3.2 será demonstrado o desenvolvimento para concretizar esse requisito.

Nos testes efetuados com a GoPro, obtiveram-se algumas imprecisões, como se pode verificar na Figura 35. Apesar de a câmara se encontrar inicialmente estática, ao exportar os dados de GPS verifica-se a existência de movimentações nesse momento.



Figura 35 - GPS da GoPro Black Hero 7

De forma a mitigar questões relacionadas com localização e imprecisões, haveria a necessidade de adquirir um equipamento profissional. Esses equipamentos utilizariam GNSS – Sistema de Navegação Global por Satélite e que seriam utilizados para locais remotos e com margem de erro reduzida.



Figura 36 - Exemplo de uma antena profissional

5.2. Inteligência Artificial

Na secção anterior foi descrito o processo de obtenção de imagens, de forma a criar o conjunto que será utilizado para instruir o mecanismo de Inteligência Artificial. Aqui, explica-se como se categorizou as imagens e, consequentemente, como se treinou o módulo.

Para se criar algoritmos de *Machine Learning* são necessários vários ingredientes, tais como algoritmos, uma base de conhecimento vasto, computação GPU, e conhecimento. Além de existir a necessidade de uma plataforma para implementação, que foram mencionados na secção 3.3.3.

A plataforma escolhida para a categorização das imagens foi o Tensorflow, pois trata-se da solução mais viável face aos vários requisitos e características associadas ao projeto. É uma ferramenta open-source, que permite a criação de algoritmos de IA, a reutilização de módulos e fundamentalmente por existir uma vasta comunidade a trabalhar com a biblioteca (Figura 13). A existência de alguma circunstância invulgar permite encontrar uma resolução de forma rápida.

A criação de uma rede neuronal de raiz implica um custo elevado. Atualmente existe processamento TPU (*Cloud TPU / Google Cloud*, no date) que permite facilitar o processamento através da *cloud*. Um artigo da Universidade de Massachusetts (Strubell, Ganesh and McCallum, 2019) comprova que criar e treinar algoritmos de IA deixa uma pegada de carbono aproximada de cinco carros.

Para a solução ir de encontro com os objetivos, utilizou-se o *TensorFlow Hub* (*TensorFlow Hub*, no date) que permite partilhar módulos de IA, isto é, reutilizar os módulos que foram mencionados na secção 3.3.4.

No entanto, a utilização destes módulos tem contrapartidas, uma vez que a utilização de módulos não específicos gera resultados não tão assertivos e fidedignos quando comparados com uma rede neuronal criada especificamente para a situação. Pois cada módulo tem as suas características e ensinar novas lógicas implica alterar a sua essência e propósito.

Uma vez que existem diversos módulos que permitem a transferência de conhecimento, escolheu-se o GoogLeNet – Inception v3. A performance deste módulo é considerada bastante competente em termos de tempo, treino, consumo de recursos e performance para o treino e análise em situações de baixo custo computacional (Bianco *et al.*, 2018), satisfazendo os objetivos propostos. Outros módulos poderiam ter sido utilizados para o efeito, todavia não faz parte dos objetivos um comparativo entre os módulos pré-treinados.

5.2.1. Categorização de imagens.

Depois de identificar a tecnologia a ser utilizada é necessário aplicar o processo de treino. Para isso é necessário categorizar e aplicar as imagens que foram obtidas na secção 5.1, de forma a ser possível indicar à IA as categorias sobre qual a previsão deve ser realizada. O processo de análise foi concebido por camadas lógicas para o processo de deteção das várias anomalias. A criação em várias camadas lógicas permite que a todo o processo seja flexível, independente e escalável permitindo no futuro a adaptação de novos requisitos.

5.2.1.1. Primeira Camada

Um dos principais requisitos é a deteção de qualquer tipo de anomalia no asfalto, isto é, não há necessidade de classificar a anomalia, mas sim detetar que algo não está normal.

Para isso criou-se a primeira camada, responsável por dividir a informação em dois tipos, “Patologia” e “Não Patologia”. A patologia engloba todos as anomalias dos processos subadjacentes, e a “Não Patologia” refere-se a todas as imagens que foram obtidas em que o asfalto se apresenta em boas condições.

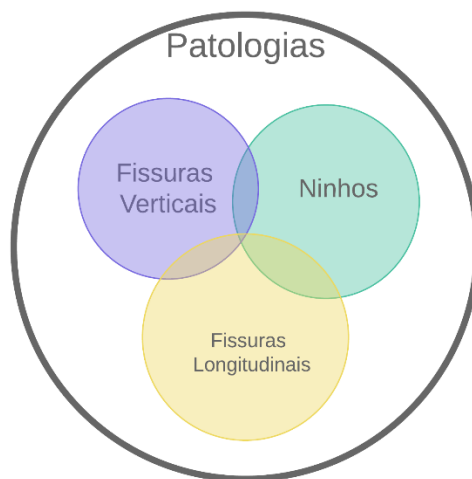


Figura 37 – Categorias subadjacentes das patologias

Em todos os processos, existem os “*falso-positivos*”. Esses resultados são patologias que analisadas pela IA obtêm um determinado resultado em que noutra perspetiva (humana) têm outra dedução. Isto pode

advir de vários fatores, tais como, uma base de conhecimento empobrecida em patologias, ou semelhanças em patologias. Um exemplo de falso positivo é a junção de duas camadas de betuminoso que pode dar a ilusão de fissuração.

As imagens analisadas pela IA recebem uma categorização para qual foi treinada. De todas as imagens analisadas, estas podem ser classificadas com valores muito próximos entre “Patologia” e “Não Patologia”, esses valores significam que não é certo a existência de uma patologia na imagem. Desta forma definiu-se um valor, na qual a classificação da imagem tem de ser igual ou superior, definido pelo utilizador, para serem analisadas nas camadas seguintes.

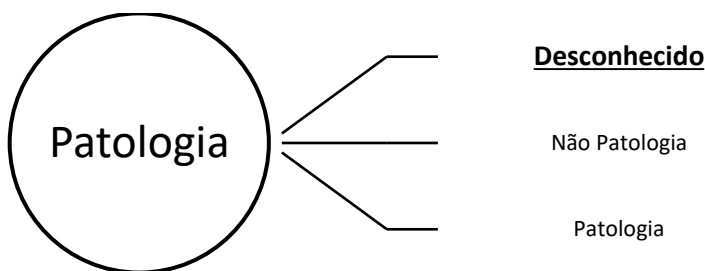


Figura 38 – Desconhecido - Categoria que não atinge os mínimos

Esta categoria **Desconhecido**, são previsões que não atingiram o mínimo, poderá ser utilizada para outras utilidades. Essas finalidades podem ser para testes onde será possível verificar se existe um aumento na assertividade ou não, como também aumentar a base de conhecimento com casos mais específicos.

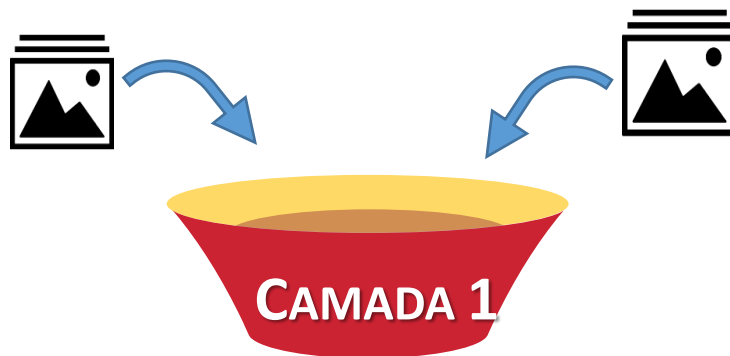


Figura 39 - Primeira separação lógica

Após a passagem da primeira camada, as seguintes camadas vão apenas analisar as imagens em que realmente foi detetado algo na 1ª camada. Desta forma aumenta a probabilidade da análise ser a mais

correta, e refinar a base de conhecimento. Contudo poderá haver patologias que não sejam identificadas, sendo importante à posteriori analisar as mesmas noutra altura para que seja possível refinar e melhorar a deteção da 1ª camada. Também permite ao utilizador não ser sobrecarregado com toda a informação que provêm dos vídeos, cingindo a sua integração apenas ao que é relevante, de forma minimizar a carga administrativa.

5.2.1.2. Segunda camada

A segunda camada vai permitir identificar as anomalias propostas para esta solução. Sendo elas Fissuras ou Ninhos. Se um vídeo de 5 minutos pode ter aproximadamente 119 700 imagens pressupondo que a gravação é feita por 60 frames por segundo (FPS), as imagens a serem analisadas nesta segunda camada serão substantivamente menores.

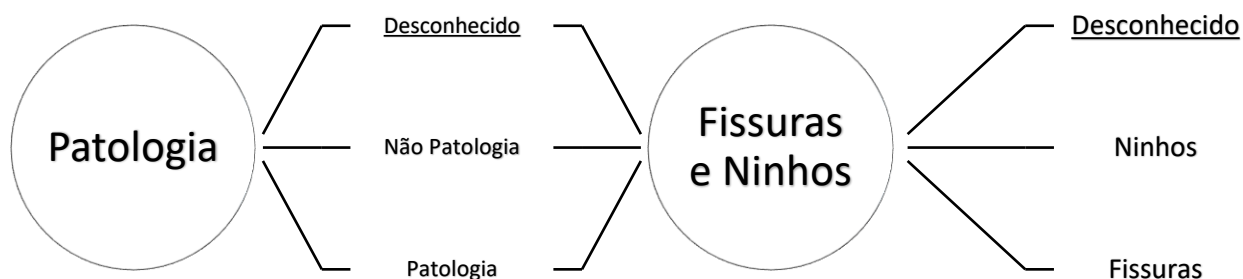


Figura 40 - Resultados da 1ª e 2ª camada

No entanto o desconhecido, continua a persistir nas camadas seguintes, pois são as imagens em que a previsão da I.A não corresponde ao valor definido pelo utilizador

5.2.1.3. Terceira Camada

A terceira camada e última camada de todo o processo, tem como a responsabilidade a análise da tipologia das fissuras. Essas fissuras poderão ser Longitudinais ou Transversais. Na terceira camada apenas as fissuras mencionadas devem ser detetadas, a pele de crocodilo que está na Figura 3 não será

identificado para este projeto, pois a sua identificação é mais complexa devido às direções das ramificações e a falta de imagens para a base de conhecimento.

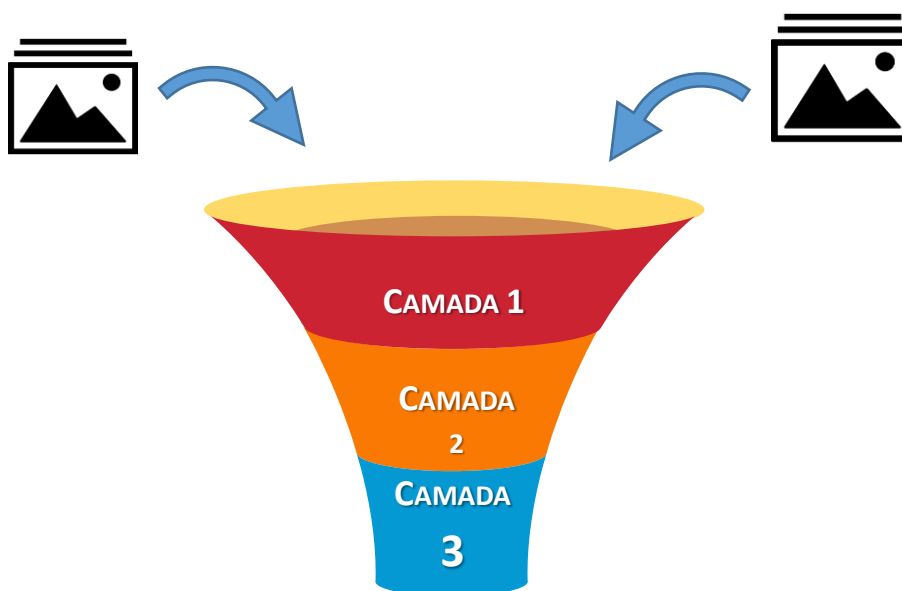


Figura 41 – Todas as camadas lógicas

Podemos aferir que este processo caracterizado por uma cadeia de processos no qual inicialmente tudo é enviado para a primeira camada e depois são alimentadas as seguintes camadas de forma sequencial e lógica. As cadeias só serão alimentadas se as imagens satisfizerem os requisitos.

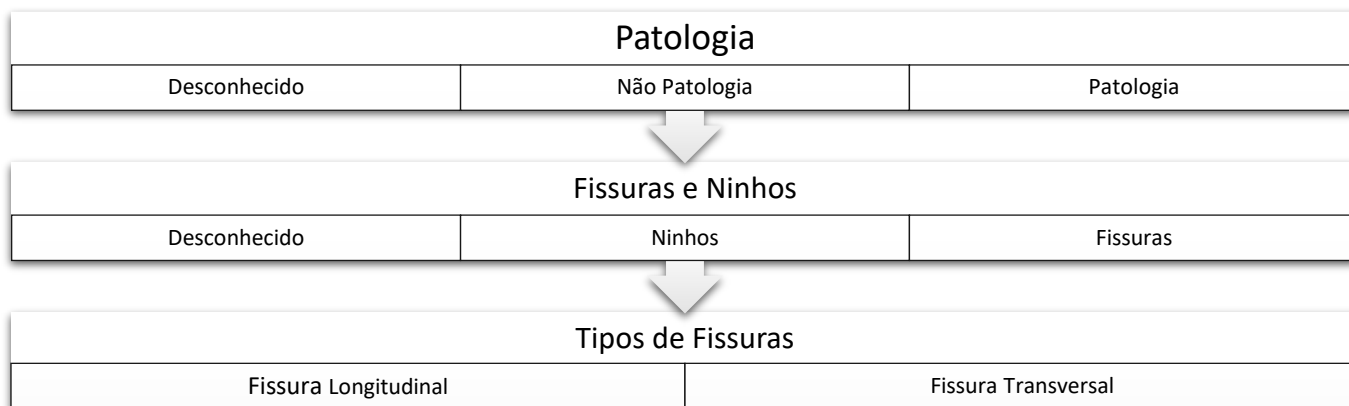


Figura 42 - Resultados provenientes de cada camada

Na Figura 42 é possível ver quais são os resultados (classificações) de cada camada. Neste caso os mais importantes para classificação efetiva das patologias são as camadas 2 e 3, devido a serem as camadas

que exportam as previsões para as patologias propostas. A Figura 43 permite visualizar o fluxo das camadas.

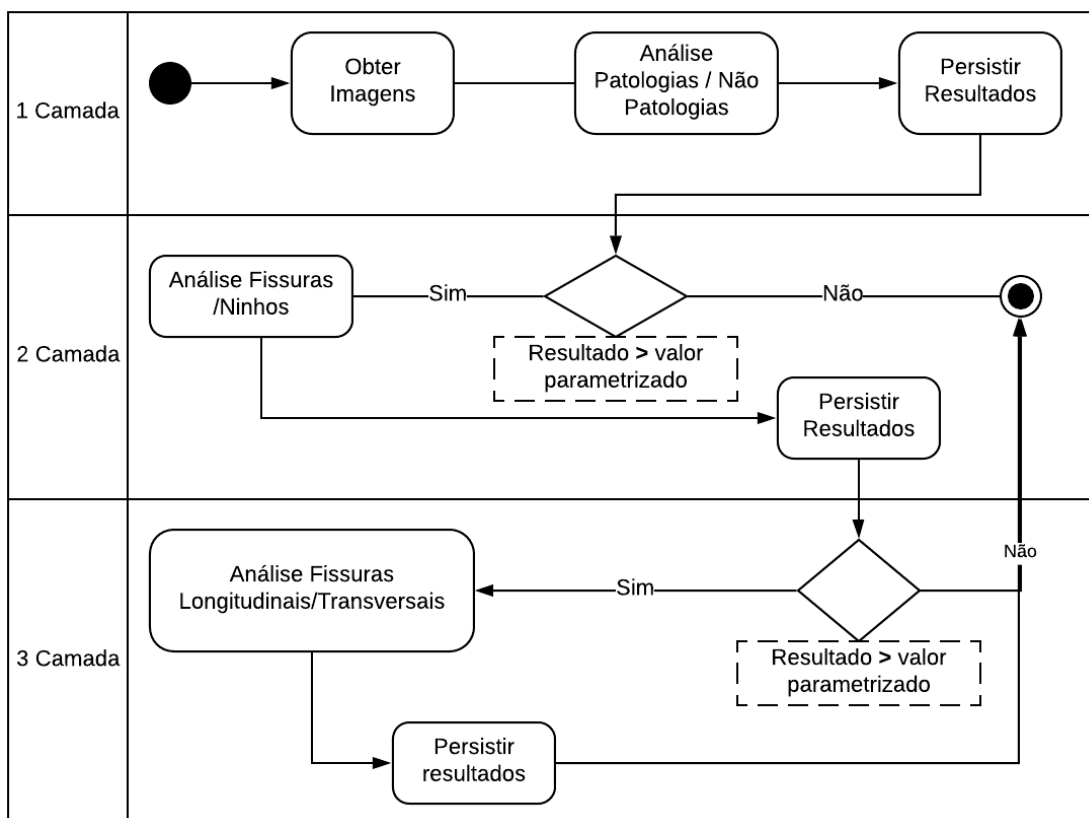


Figura 43 - Fluxo das camadas -IA

5.2.2. Reensinar o Módulo

Uma vez que os algoritmos utilizados já foram criados para outras finalidades, é necessário voltar a treiná-los para que seja possível obter os resultados desejados. Os módulos, já criados, utilizam grafos e pesos da aprendizagem anterior, por isso é preciso dar a conhecer as novas características para a nova classificação.

No sentido de utilizar o TensorFlow para a categorização das imagens, os tutoriais para o efeito disponibilizam um script para iniciar o processo de treino do módulo previamente treinado. O script encontra-se disponível no *GitHub* (*hub/retrain.py at master · tensorflow/hub*, no date). Após a revisão do código, foram alterados alguns aspetos.

```

'--tfhub_module',
type=str,
default=(
    'https://tfhub.dev/google/imagenet/inception_v3/feature_vector/3'),
    #'https://tfhub.dev/google/imagenet/nasnet_large/feature_vector/3'),

```

Figura 44 –Seleção do módulo no script

Um dos parâmetros a ser alterado é o número de vezes que o processo será treinado. O valor por omissão é 4 000 iterações. Porém uma vez que se está a utilizar um módulo não específico para o processo, o valor foi alterado para 8 000 iterações. Um valor superior pode conduzir a um *overfit*, isto é, uma enorme discrepância entre o treino e a validação das imagens e indica que a rede neuronal não está a aprender características gerais, mas a “decorar”.

Outro parâmetro importante para o treino é a percentagem das imagens que serão usadas e outra para validação. O valor *default* é mantido para o treino do módulo, é de 80% das imagens, enquanto os restantes 20% serão para validação do treino. Essa percentagem permite averiguar se existe *overfit*, pois durante o treino do módulo, vai-se testando a assertividade das previsões da aprendizagem.

Após as alterações foi necessário indicar as pastas na qual estão as imagens que serão usadas para o treino. Como é possível verificar na Figura 24 cada pasta contém as imagens que serão usadas para cada camada. Cada pasta representa uma camada lógica mencionada na secção 5.2.1, e, no final de cada treino do módulo, é possível obter os vários ficheiros, usados noutro script.

..	19/09/2019 12:27:24	rw-rw-rw-r	sgaad...
STEP1	02/08/2019 09:53:15	rw-rw-rw-r	sgaad...
STEP2	06/09/2019 10:14:20	rw-rw-r-x	sgaad...
STEP3	06/09/2019 15:15:37	rw-rw-rw-r	sgaad...

Figura 45 - Pasta com todas as imagens por camada.

No interior de cada pasta encontram-se as patologias a serem identificadas, como é apresentado na fFigura 46 - Pastas com imagens da 1ª camada, a primeira camada contém as pastas com “Patologias” e “Não Patologias”.

Training/STEP1/				
Nome	Tamanho	Alterado	Direitos	Dono
..		19/09/2019 12:27:24	rw-rw-rw-	sgaad...
NPathology2		09/08/2019 10:52:09	rw-rw-rw-	sgaad...
Pathology		09/08/2019 10:52:52	rw-rw-rw-	sgaad...

Figura 46 - Pastas com imagens da 1ª camada

Após o arranque do script com as alterações, o mesmo vai ler o diretório e analisar as imagens, criando assim os *bottlenecks*. Os *bottleneckes* são filtros criados especificamente para reduzir o número de canais para cada filtro, permitindo ainda reduzir o número de canais de filtragem e também o custo de consumo(Sze *et al.*, 2017). Desta forma a penúltima camada é treinada para exportar os valores para que o classificador do módulo seja capaz de distinguir todas as classes para que foi ensinado.

```

I0919 12:35:30.986091 139810504947456 retrain.py:352] Creating bottleneck at /tmp/bottleneck/NPathology2/frame120.jpg_https-tfhub.dev-google-imagenet-inception_v3~feature_vector~3.txt
INFO:tensorflow:Creating bottleneck at /tmp/bottleneck/NPathology2/frame120.jpg_https-tfhub.dev-google-imagenet-inception_v3~feature_vector~3.txt
I0919 12:35:31.139256 139810504947456 retrain.py:352] Creating bottleneck at /tmp/bottleneck/NPathology2/frame120.jpg_https-tfhub.dev-google-imagenet-inception_v3~feature_vector~3.txt
INFO:tensorflow:Creating bottleneck at /tmp/bottleneck/NPathology2/frame120.jpg_https-tfhub.dev-google-imagenet-inception_v3~feature_vector~3.txt
I0919 12:35:31.336563 139810504947456 retrain.py:352] Creating bottleneck at /tmp/bottleneck/NPathology2/frame120.jpg_https-tfhub.dev-google-imagenet-inception_v3~feature_vector~3.txt
INFO:tensorflow:Creating bottleneck at /tmp/bottleneck/NPathology2/frame120.jpg_https-tfhub.dev-google-imagenet-inception_v3~feature_vector~3.txt
I0919 12:35:31.453457 139810504947456 retrain.py:352] Creating bottleneck at /tmp/bottleneck/NPathology2/frame120.jpg_https-tfhub.dev-google-imagenet-inception_v3~feature_vector~3.txt
INFO:tensorflow:Creating bottleneck at /tmp/bottleneck/NPathology2/frame120.jpg_https-tfhub.dev-google-imagenet-inception_v3~feature_vector~3.txt
I0919 12:35:31.592129 139810504947456 retrain.py:352] Creating bottleneck at /tmp/bottleneck/NPathology2/frame120.jpg_https-tfhub.dev-google-imagenet-inception_v3~feature_vector~3.txt
INFO:tensorflow:Creating bottleneck at /tmp/bottleneck/NPathology2/frame120.jpg_https-tfhub.dev-google-imagenet-inception_v3~feature_vector~3.txt
I0919 12:35:31.739579 139810504947456 retrain.py:352] Creating bottleneck at /tmp/bottleneck/NPathology2/frame120.jpg_https-tfhub.dev-google-imagenet-inception_v3~feature_vector~3.txt

```

Figura 47 - Criação dos *Bottlenecks*

No início do script é realizado um cálculo do número de *bottlenecks* a serem criados, pois num mundo perfeito, o volume de dados, o volume de dados para treinar e o número de parâmetros seriam infinito, situação de todo indesejável. (Vesely, Karafiat and Grezl, 2011)

Depois dos *bottlenecks* estarem criados, inicia-se o treino. No decorrer do treino é apresentada a precisão (as imagens selecionadas dos 80% para treino), a validação da precisão (as imagens selecionadas dos 20%) , e o cruzamento da entropia, apresentado na Figura 48.


```

OUTPUT  DEBUG CONSOLE  TERMINAL
:21:04.811785 139650439165696 retrain.py:1099] 2019-09-23 12:21:04.811763: Step 7980: Cross entropy = 0.044961
sorflow:2019-09-23 12:21:04.903121: Step 7980: Validation accuracy = 99.0% (N=100)
:21:04.903215 139650439165696 retrain.py:1118] 2019-09-23 12:21:04.903121: Step 7980: Validation accuracy = 99.0% (N=100)
sorflow:2019-09-23 12:21:05.856968: Step 7990: Train accuracy = 99.0%
:21:05.857060 139650439165696 retrain.py:1097] 2019-09-23 12:21:05.856968: Step 7990: Train accuracy = 99.0%

```

Figura 48 - O módulo a ser treinado

A entropia cruzada permite verificar como está o processo de aprendizagem do algoritmo. Quanto menor for o valor, melhor será aprendizagem.

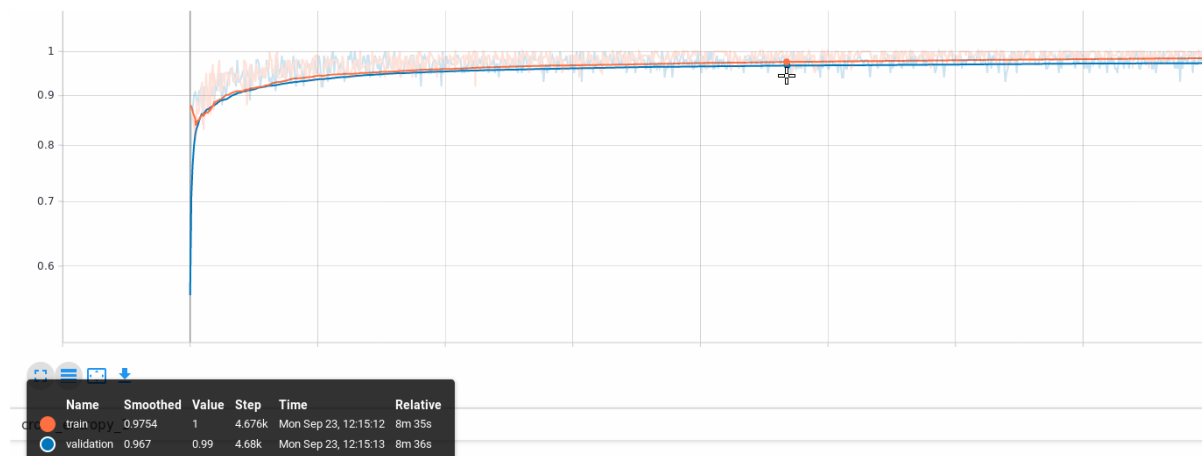


Figura 49 - Gráfico de avaliação do Módulo com treino

Podemos verificar na Figura 49 que não existe um *overfit*, situação comum quando se aplica o treino no módulo, pois o valor da validação não é baixo e não existe discrepância entre o treino e a validação. Uma das formas de evitar o *overfit* é através do aumento da base de conhecimento. Caso na existência de *overfit*, poderia se alterar a percentagem das imagens para treino e para validação, até se encontrar o valor ideal.

Após o treino do módulo estar concluído, são exportados os ficheiros que contêm os dados para serem utilizados na análise das imagens. Os ficheiros `output_graph.pb` contêm a informação para a análise das imagens e as categorizações retiradas nos nomes das pastas - `output_labels.txt`.

```
134  
135 label_file = "/home/sgaadmin/Documents/Algoritmos/output_labels_feature_vector_3_step1.txt"  
136 model_file = "/home/sgaadmin/Documents/Algoritmos/output_graph_feature_vector_3_step1.pb"  
137 output_layer = "final_result"  
138 input_layer = "Placeholder"  
139  
140
```

Figura 50 - Os ficheiros que cada script da camada contém

5.3. Solução desenvolvida

O processo a ser implementado tem de estar preparado para receber qualquer tipo de gravação provenientes de qualquer fonte. No entanto, o mesmo não pode estar associado a uma plataforma específica. Assim, foi criada uma API REST que não apresenta nenhuma interface gráfica para os utilizadores submeterem os vídeos e as informações. Qualquer plataforma externa e interna que utilize os serviços e siga as normas dos casos de uso definidos, poderá utilizar as funcionalidades criadas para o efeito.

5.3.1. Servidor

Para suportar a implementação da lógica mencionada nas seções anteriores, foi disponibilizado um servidor sem nenhum Sistema Operativo instalado, onde foi necessário proceder à instalação do mesmo, bem como de todas as bibliotecas necessárias para utilizar o *Tensorflow Hub* na versão 0.4.

Por existir uma comunidade grande a utilizar Linux e o *Tensorflow* na versão 1.14, foi preparado um servidor *Linux Ubuntu desktop 16.04.1 LTS*. Como existe a necessidade de realizar grande processamento de vídeos, foi necessário garantir um processamento elevado, sendo que o servidor estava provido de 10 CPUs de 2.20 Ghz, com 16GB de RAM o que permite um processamento rápido na obtenção das imagens.

Inicialmente o espaço em disco era de 60 GB, mas verificou-se a necessidade de aumentar para 180 GB devido ao facto de os vídeos e as imagens ocuparem bastante espaço no disco, contudo caso, seja feito o carregamento massivo dos vídeos para o servidor é fundamental ter um espaço próprio para guardar os vídeos que já foram processados.

Para fazer a ponte entre os pedidos realizados nas interfaces dos utilizadores e os scripts de IA criou-se uma API Rest. Para o seu desenvolvimento foi utilizada a linguagem *PHP* com a biblioteca *Laravel*, a sua

escolha deveu-se ao facto de ser uma tecnologia simples, na qual já possuía experiência e ter tido uma boa performance, na organização do código, e de ser fácil manutenção para novos requisitos. A base de dados para salvar as respostas dos utilizadores foi *Mysql* 5.7.

A linguagem utilizada para a implementação da IA foi o *Python* com a Biblioteca de *Keras*, sendo estas as aconselhas para utilização dos módulos do *TensorFlow Hub*. Contudo também foram utilizadas outras linguagens para obtenção dos dados dos vídeos da GoPro, como a linguagem *GO* e scripts em *Bash*. Para o manuseamento dos vídeos e para edição de vídeos e imagens foi utilizada a biblioteca *OpenCV*.

No servidor foi disponibilizada uma Share, para armazenamento e gestão das imagens dos vídeos e os resultados das previsões em ficheiros *CSV*, de forma que qualquer utilizador tenha a possibilidade de consultar as mesmas através do gestor de ficheiros do Windows.

5.3.2. Tratamento do vídeo

Antes de aplicar a I.A sobre as imagens é necessário proceder à obtenção das mesmas. Uma vez que estas serão dispostas pelos utilizadores através de uma interface, que servirá de ponto de comunicação entre a plataforma e os scripts de IA. Esse serviço permite a submissão do vídeo para o servidor. Após o servidor dar a resposta de que recebeu o vídeo, o mesmo é movido para uma pasta de processamento e registada essa informação numa base de dados.

No início do script que engloba todo o processo, Figura 60, é executado um script auxiliar que vai obter informação extra do vídeo, isto é, todos os vídeos provenientes da GoPro são constituídos com metadata - (*GPMF Introduction | gpmf-parser by gopro*, no date) que trazem informações da gravação como por exemplo do acelerómetro ou do giroscópio.

```
Stream #0:3(eng): Data: none (gpmf / 0x646D7067), 33 kb/s (default)
Metadata:
  creation_time   : 2019-08-27 16:26:28
  handler_name    : GoPro MET
Stream #0:4(eng): Data: none (fdsc / 0x63736466), 13 kb/s (default)
Metadata:
  creation_time   : 2019-08-27 16:26:28
  handler_name    : GoPro S05
Output #0, rawvideo, to '5d81f8dc79264.bin':
```

Figura 51 - metadata de um vídeo GoPro

Neste caso, a informação necessária é GPS5 que contém a informação relevante que são as coordenadas em que o vídeo foi gravado. Este script criado para efeito, foi baseado na comunidade GoPro, uma vez que existem funções próprias para a obtenção destes dados.

```
for MP4FILE in $FILES; do

    OUTFILE=$(basename "$MP4FILE" | cut -d. -f1)

    OUTFILE=$(echo "$OUTFILE" | tr '[:upper:]' '[:lower:]')

    BINFILE="$OUTFILE.bin"
    ffmpeg -y -i "$MP4FILE" -codec copy -map $STREAM -f rawvideo "$BINFILE"

    gpmd2csv -i "$BINFILE" -o "$DEST$OUTFILE.csv"

    gopro2gpx -i "$BINFILE" -a 500 -f 2 -o "$DEST$OUTFILE.gpx"
```

Figura 52 – Código que permite ler os metadados

Esse script Bash utiliza os dados que estão guardados na Metadata – GoPro Met e com os scripts criados em GO, é possível obter os ficheiros em CSV e GPX que contêm essas coordenadas. O ficheiro GPS5 mencionado anterior contém mais informações, como por exemplo a altitude em que o equipamento estava a velocidade.

A								
Milliseconds	Latitude	Longitude	Altitude	Speed	Speed3D	TS	GpsAccuracy	GpsFix
0,41.3588309	-6.5577325	823.538,0	0,03	1566919272474000	9999,0			
75,41.3588309	-6.5577325	823.538,0	0,0	1566919272549000	9999,0			
151,41.3588309	-6.5577325	823.538,0	0,0	1566919272625000	9999,0			
206,41.3588309	-6.5577325	823.538,0	0,0	1566919272680000	9999,0			
261,41.3588309	-6.5577325	823.538,0	0,0	1566919272735000	9999,0			
316,41.3588309	-6.5577325	823.538,0	0,0	1566919272790000	9999,0			

Figura 53 - Exemplo de um ficheiro CSV com os dados da GoPro

Depois das informações dos metadados terem sido exportados para uma pasta, o script de frames, avalia o vídeo em questão e começa a criar as imagens. Para obter as imagens do vídeo, utilizou-se uma biblioteca bastante utilizada na edição de imagens e vídeo – OpenCV2.

```

#Leitura do ficheiro
try:
    with open(mkdirBashDest+csvfilename, mode='r') as csv_file:
        csv_reader = csv.reader(csv_file, delimiter=',')
        line_count = 0
        for row in csv_reader:
            if line_count == 0:
                line_count += 1
                pass
            else:
                line_count+=1
                array.append(int(row[0]))
                mytuple.setdefault(str(row[0]))
                mytuple[row[0]] = ( str(row[1]), str(row[2]) )
except OSError as e:
    sys.exit()

cap = cv2.VideoCapture(videoSource)
fps = cap.get(cv2.CAP_PROP_FPS)

```

Figura 54 - Código de leitura do ficheiro CSV e do vídeo

Por defeito a gravação dos vídeos, é em 4K a 120 fps. A obtenção das imagens está definida para cada segundo do vídeo. A obtenção de todas as imagens poderia causar um problema bastante grande devido à quantidade abusiva que seria criada. Se num segundo obtinha-se 120 imagens, num minuto estariam 7200 imagens, num vídeo de 30 minutos o numero de imagens aumentava para 216 000. Muitos dessas imagens seriam repetidas ou o resultado seria o mesmo, aquando aplicava-se a IA

No momento que a imagem é criada é aplicada uma terminologia ao nome do ficheiro. Cada ficheiro é composto por <latitude>_<longitude>_<nome_do_frame>.jpg .


	41.358918_-6.5569903_f7320.jpg	18/09/2019 13:30	Ficheiro JPG
	41.358928_-6.5569139_f7560.jpg	18/09/2019 13:30	Ficheiro JPG
	41.358952_-6.5567272_f8160.jpg	18/09/2019 13:31	Ficheiro JPG

Figura 55 - Terminologia do nome das imagens

É essencial determinar o local daquela imagem. Para essa função o script vai ler os dados que existem no CSV que incluem dados em milissegundos, latitude e longitude. Aquando a criação da imagem é obtida a

informação da data/hora em milissegundos, esse valor é feito um match com os dados que estão no CSV caso isso não aconteça, é relacionado com o valor mais próximo, havendo uma margem para erro.

Após este processo é feita exportação para uma pasta com identificação única daquele ficheiro e registado o processo numa base de dados. Uma vez que ainda não foi disponibilizado a informação entre as coordenadas e Ponto-quilométrico, será apenas usada as coordenadas para efeito de localização da imagem.

```
allfps = cap.get(cv2.CAP_PROP_FRAME_COUNT)
count = 0
local = ''
while(True):
    frameId = int(round(cap.get(1)))

    # Capture frame-by-frame
    ret, frame = cap.read()
    if count >= allfps : break

    if frameId % fps == 0:
        timestamps = [cap.get(cv2.CAP_PROP_POS_MSEC)]
        print(timestamps)
        local = find_nearest(array, timestamps)
        print(local)
        name = mkdir1 + '/' + str(mytuple.get(str(local))[0]) + '_' + mytuple.get(str(local))[1] + '_f'+str(frameId) + '.jpg'
        print ('Creating...' + name)
        cv2.imwrite(name, frame)

    count+=1
```

Figura 56 - Código de criação dos frames por segundo

5.3.3. Aplicação da Inteligência Artificial

Após as imagens terem sido criadas, o processo segue com a análise das mesmas, mas aplicando a IA. Para aplicar de forma automática este automatismo foi criado um script para cada uma das lógicas. O script da primeira camada, vai ler todas as imagens que estão na pasta criada especificamente para esse propósito.

Não havendo qualquer tipo de filtragem, o script vai ler todas as imagens de forma individual e classificá-las consoante a sua previsão.

Durante esse processo, o script cria um registo numa tabela própria para o efeito. Esse registo vai conter a previsão, a patologia identificada, o nome do vídeo e da imagem, entre outras informações.

No seguimento da lógica, após concluído o processo das imagens da primeira lógica, segue-se a aplicação da segunda camada. Para isso é alterado o próprio para isso, que vai ler as imagens registadas na base de

dados, que tenham uma previsão superior ao que o utilizador pretende. Para o exemplo, apenas a previsão com superioridade da 95 % é que passam para as logicas seguintes.

```
mycursor = mydb.cursor()
#Parametro de entrada (actualmente 95%)
mySql_select_image = "select * from Patologias where pathology1_step1 = 'pathology' and pathologyStep1_value1 > %s "
mySql_insert_query = "Update Patologias set pathology1_step2 = %s, pathologyStep2_value1 = %s, pathology2_step2 = %s, |
%s and image_name = %s"

mycursor.execute(mySql_select_image)
records = mycursor.fetchall()
for x in records:
    listpic.append(tuple([x[0],x[1],x[15]]))
```

Figura 57 - Exemplo de código na obtenção das imagens

Embora as imagens se encontrem na mesma pasta, apenas são seleccionadas as imagens que possuam as condições necessárias para esse efeito. O mesmo se processa para a camada seguinte. No final é possível ver os resultados das imagens consultando a tabela que guarda as previsões.

```
{
  "id_video": "5d7aacf7995d3",
  "image_name": "f64.jpg",
  "created_at": null,
  "pathology1_step1": "pathology",
  "pathologyStep1_value1": 0.68542510271072,
  "pathology2_step1": "npathology2",
  "pathologyStep1_value2": 0.31457489728928,
  "pathology1_step2": "ninhos",
  "pathologyStep2_value1": 0.94223576784134,
  "pathology2_step2": "fissuras",
  "pathologyStep2_value2": 0.057764228433371,
  "pathology1_step3": null,
  "pathologyStep3_value1": null,
  "pathology2_step3": null,
  "pathologyStep3_value2": null,
  "path": "5d7aacf7995d3\\f64.jpg",
  "step1": "X",
  "step2": "X",
  "step3": null
}
```

Figura 58 - exemplo do resultados de uma imagem

Para aplicar a agregação dos vários processos foi criado um script que contém todos os scripts do processo de leitura do vídeo, criação das imagens e a análise dos mesmos. Esse script pode correr de forma manual ou de forma automática.

```

Alpy
Documents > IAscendi > Alpy > ...
32 continue
33 print(x)
34 print('|-----|')
35 print('*****Step1*****')
36 print('|-----|')
37 os.system('python3 /home/sgaadmin/Documents/IAscendi/PastaStp1WithDatabase.py --input_layer=Placeholder' + ' --folder='+ source +x)
38 print('|-----|')
39 print('*****Step 2*****')
40 print('|-----|')
41 os.system('python3 /home/sgaadmin/Documents/IAscendi/PastaStp2WithDatabase.py --input_layer=Placeholder' + ' --folder='+ source +x + ' --video='+x)
42
43 print('|-----|')
44 print('*****Step 3*****')
45 print('|-----|')
46
47 os.system('python3 /home/sgaadmin/Documents/IAscendi/PastaStp3WithDatabase.py --input_layer=Placeholder' + ' --folder='+ source +x + ' --video='+x)
48 print('*****Finish*****')
49 time.sleep(5)
50 shutil.move(source+x, destination)
51 par_video = (int(x),)
52 mycursor.execute(mySql_insert_query,par_video)
53 mydb.commit()

```

Figura 59 - Script que executa as camadas

O script está criado para correr para todos os vídeos que estejam num determinado estado e na respetiva pasta. Neste caso os processos estão divididos em 2 partes. A primeira parte está associada ao processo de obtenção das características do vídeo e de seguida as imagens do vídeo. Este processo é o processo que mais recursos consume, uma vez que além do espaço físico, mas também de processamento devido a analisar vídeos com um tamanho considerável e exportar as imagens em cada segundo. Na segunda parte após todos os vídeos terem sido obtidos as imagens e não ter ocorrido nenhuma situação anómala, é aplicado o processo de IA. Os valores que foram previstos pela IA, são todos persistidos na base de dados, o anexo A - Modelo de Dados, permite visualizar a estrutura das tabelas para guardar a informação proveniente da IA. A *Figura 58*, permite visualizar um exemplo de uma imagem de uma imagem detetada com patologia “Ninho”. É possível verificar o processo de forma sequencia na *Figura 60*.

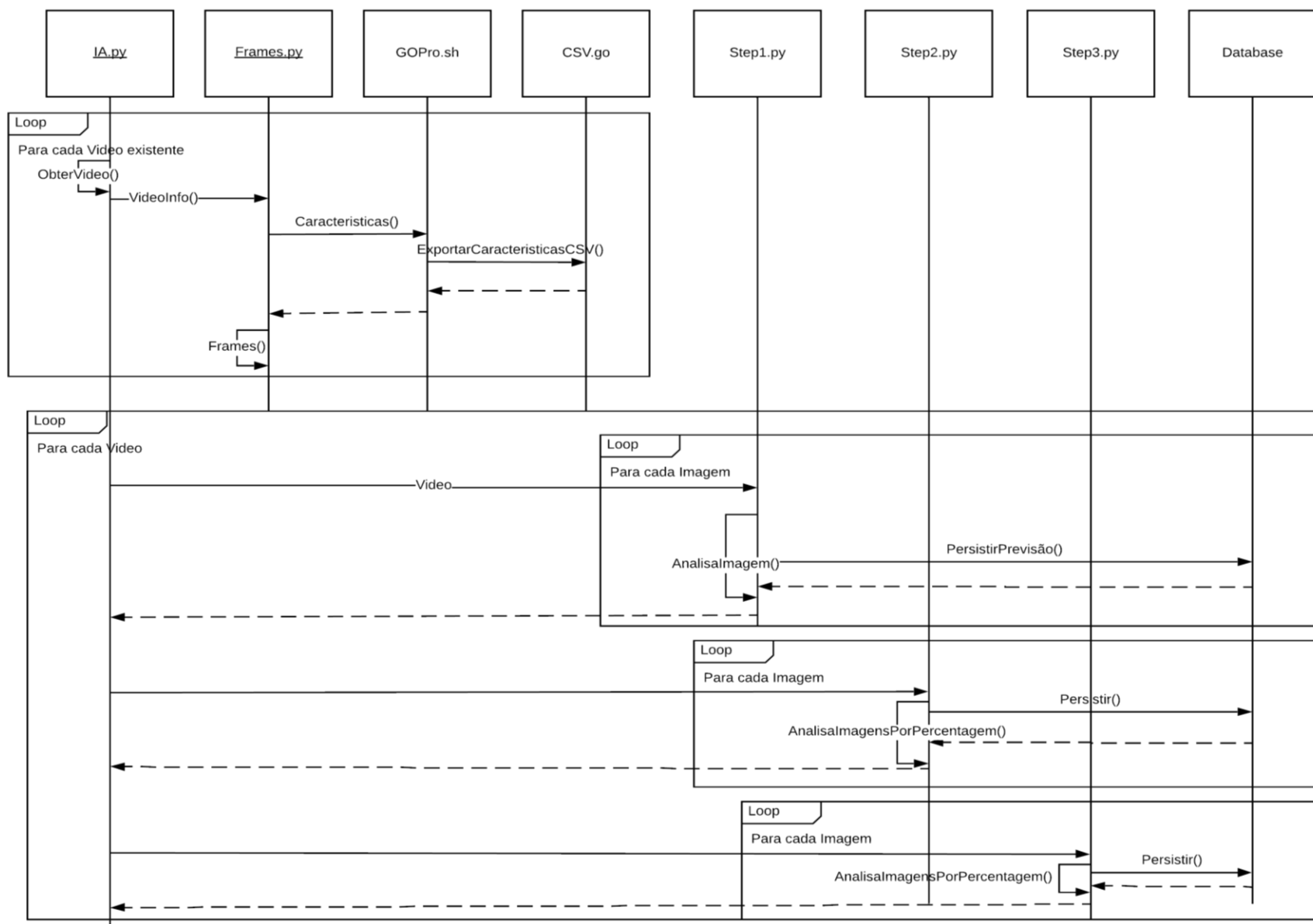


Figura 60 - Diagrama de Sequencia do Script

5.4. Interligação com o SustIMS

O SustIMS é uma plataforma para gestão sustentável de infraestruturas rodoviárias, tais como Obras de Arte (Pontes e Viadutos), Muros, Taludes, Pavimentos, ou Equipamentos de Telemática. A plataforma permite ainda melhorar a qualidade da informação disponível, de forma a prever melhorias de desempenho futuro, auxiliar a tomada de decisões em termos de conservação e reabilitação de cada elemento da infraestrutura. (*Projeto SUSTIMS*, 2012)

Para efeitos do presente trabalho, a plataforma SustIMS irá integrar com API desenvolvida, providenciando uma nova funcionalidade que permitirá melhorar os serviços prestados.

5.4.1. Arquitetura

No âmbito geral de integração entre os sistemas, procedeu-se à definição da arquitetura global, com base nas relações e interações dos vários componentes envolvidos no sistema implementado e na plataforma SustIMS. O processo de estruturação das relações entre os componentes, especificamente na solução implementada e a plataforma que usufrui do processo, encontra-se projetado no diagrama de componentes da Figura 61.

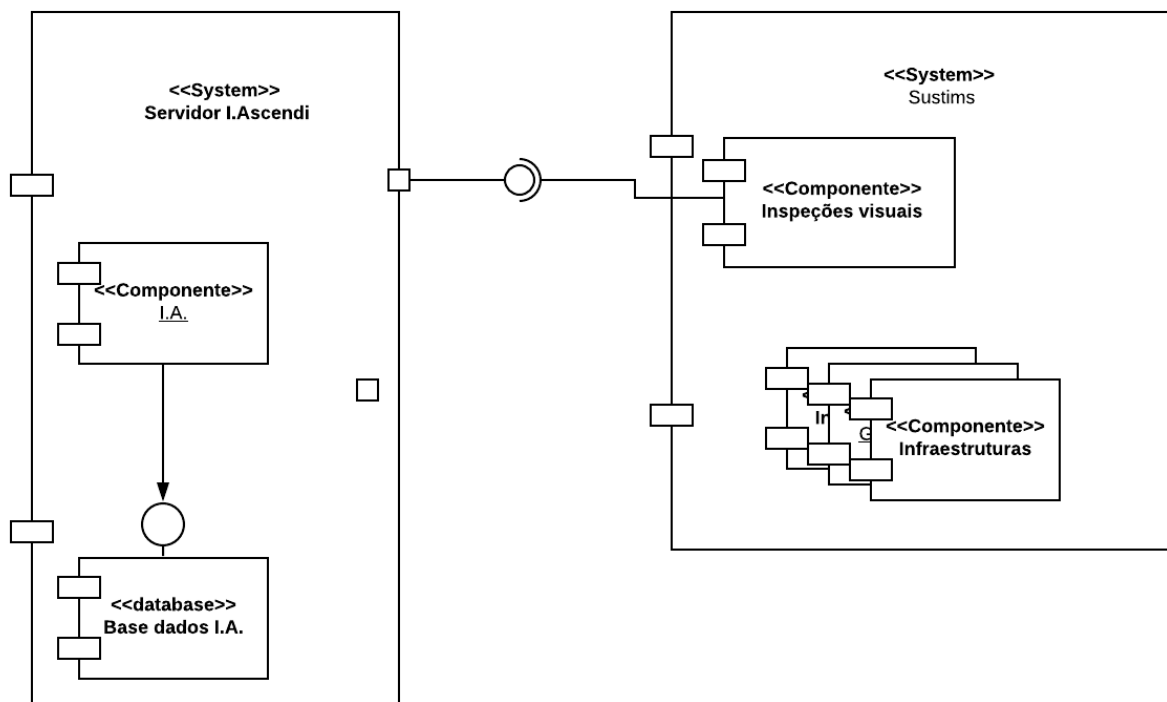


Figura 61 - Diagrama de Componentes

Como se pode verificar no diagrama de componentes (Figura 61) representado, o sistema geral encontra-se dividido em dois componentes principais, o componente Servidor e a plataforma SustIMS.

O servidor tem a função de gerir e providenciar toda a informação relativa às imagens e resultados através de uma API REST. Tal funcionalidade seria apoiada através de um serviço de BackOffice usado para a gestão de dados, isto é, gestão os vídeos, imagens e contributos dos utilizadores relativamente à análise de patologias.

De acordo com os objetivos do projeto (secção 1.2), pretende-se dar autonomia aos utilizadores de forma a submeterem vídeos, visualizarem imagens com patologias e procederem à respetiva correção.

Nas secções seguintes proceder-se-á à explicitação e análise dos requisitos funcionais e não-funcionais levantados para a solução projetada e a respetiva estrutura de navegação.

Dado que o projetado trata-se de uma solução para deteção de patologias, os requisitos funcionais encontram-se inteiramente interligados com as várias operações a realizar pelos utilizadores finais. De forma a esquematizar estas ações, procedeu-se ao desenho de um diagrama de casos de uso (Figura 62).

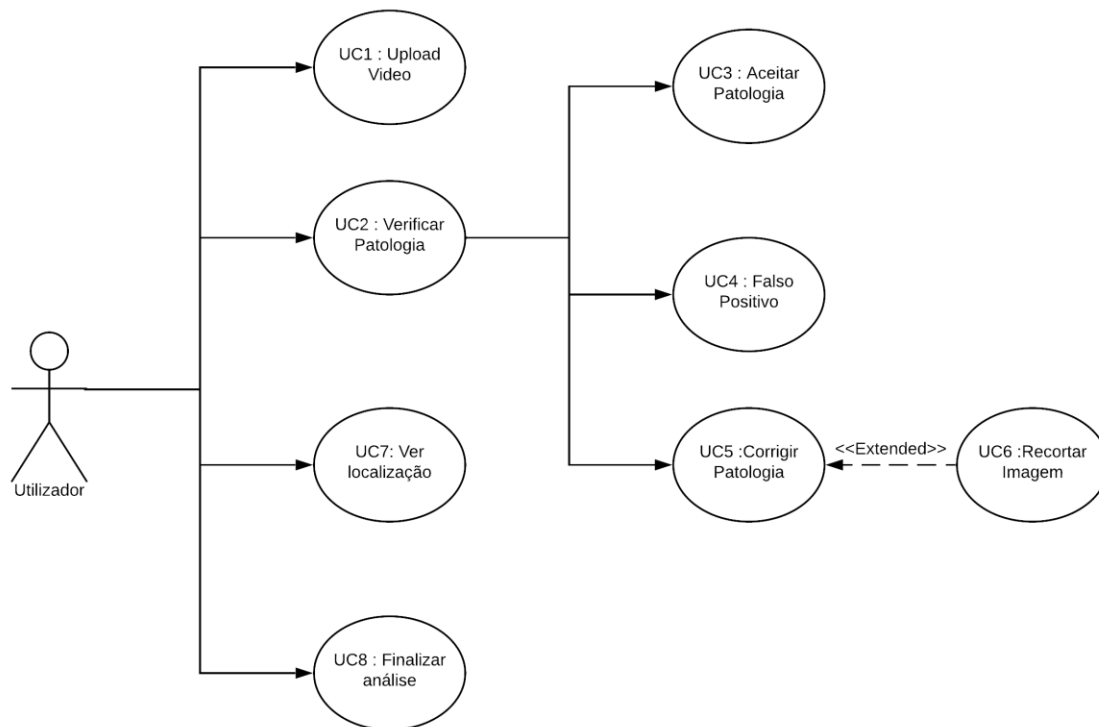


Figura 62 - Casos de Uso

- **UC1: Upload Vídeo** - o utilizador faz a submissão do vídeo com informação complementar.
- **UC2: Verificar Patologia** - após o processamento e análise do vídeo, o utilizador final poderá verificar os resultados finais.
- **UC3: Aceitar Patologia** - o utilizador indica que o sistema aferiu corretamente a patologia.
- **UC4: Falso-Positivo** – o utilizador indica que a imagem em questão não se trata de uma patologia
- **UC5: Corrigir Patologia** - o utilizador corrige a patologia que está associada a imagem.
- **UC6: Recortar Imagem** – o utilizador submete uma nova imagem sobre o plano da patologia.
- **UC7: Ver localização** – o utilizador consulta o local através de ferramenta apropriada
- **UC8: Finalizar Análise** – Alterar o estado do vídeo para finalizado.

Para detalhes sobre os casos de uso consultar o Anexo B – Casos de Uso. Relativamente aos requisitos não-funcionais, destacam-se os seguintes aspetos:

- **Desempenho** – Considera-se fulcral que as ações do utilizador apresentem um bom desempenho no processo de submissão de vídeos e validação/verificação das imagens.
- **Design** – Pretende-se que siga o mesmo *Look and Feel* da plataforma que integra.

Para estes casos de uso foi criado um diagrama de visão geral de interação que permite descrever o processo entre os casos de uso mencionados anteriormente. Na Figura 63 é possível verificar que inicialmente, o utilizador tem duas hipóteses: submeter um vídeo ou visualizar as imagens de um vídeo.

Caso o vídeo esteja no estado “Para Processar”, o utilizador tem várias funcionalidades ao seu dispor, a realizar sobre uma dada imagem. Essas funcionalidades – Aceitar Patologia, Outra Patologia, Falso Positivo, Visualizar Localização ou Recortar Imagem, permitem refinar a base de conhecimento, melhorar a qualidade de previsão e ainda retirar o trabalho de *backoffice*.

No final de cada funcionalidade, os eventos submetidos pelo utilizador são armazenados. Este processo é feito para todas as imagens agregadas a um vídeo. Concluída a verificação, o processo é finalizado com a alteração do estado.

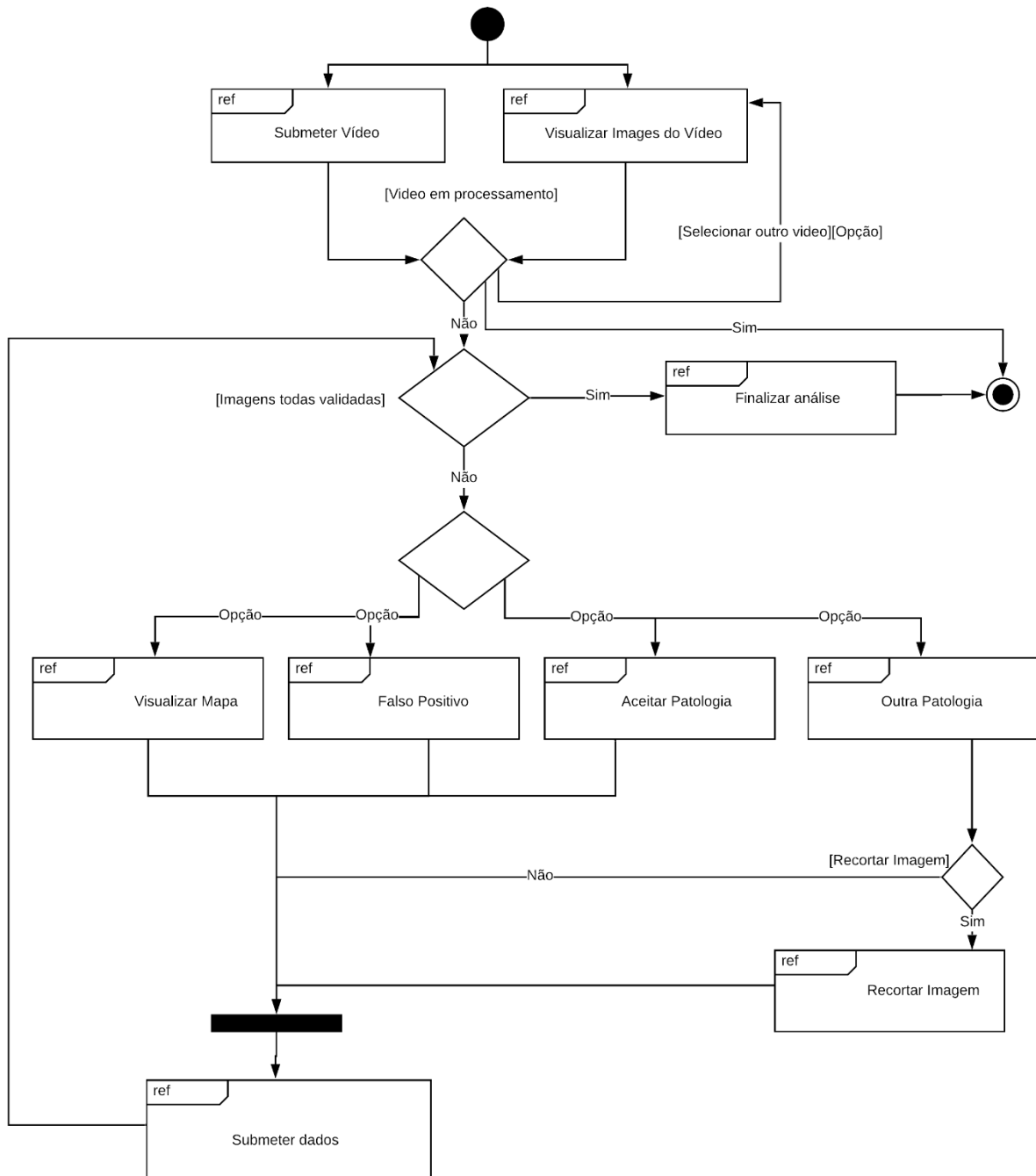


Figura 63 - Diagrama de visão geral da interação

5.4.2. API

Criou-se um conjunto de serviços para que os dados sejam disponibilizados para a plataforma. A utilização da biblioteca *Laravel* permite auxiliar o desenvolvimento dos serviços, uma vez que apenas é necessário

criar o Modelo e Controlador para aceder aos dados e exportá-los em formato JSON. Na Figura 64 é possível ver alguns dos serviços disponibilizados para plataforma SustIMS. O anexo C é possível visualizar o ficheiro com todos os serviços disponibilizados.

```
#Patologia
Route::get('PathologyIA', 'PathologyController@PathologyIA');
Route::get('Pathologies', 'PathologyController@Pathologies');
Route::get('Pathologies/{id}', 'PathologyController@PathologiesByVideo');
Route::get('PathologiesStep2', 'PathologyController@PathologiesStep2');
Route::get('PathologiesStep3', 'PathologyController@PathologiesStep3');
Route::get('PathologyIA/{id}', 'PathologyController@PathologyIAVideo');
Route::get('PathologyIA/{id}/{ImageId}', 'PathologyController@PathologyIAVideoByImage');

..
```

Figura 64 – Alguns serviços disponibilizados

5.4.3. Upload dos videos

A possibilidade de os utilizadores submeterem as gravações realizadas nas suas deslocações permite-lhes autonomia. Na Figura 65 é possível verificar um preenchimento do formulário construído para esse fim.

Upload Videos

Concessão

Ascendi Costa da Prata

Estrada:

A44

Sublâncio:

Valadares Norte - Madalena

Via:

Via Aceleração

Sentido:

Decrescente


Selecione Video:

Faça upload do arquivo .mp4

Selecione...

Done

✓

 8RG_20160816T112727_U17.mp4

100%

✕

Enviar

Limpar

Um desafio levantado foi o tamanho das gravações. O equipamento cria as gravações até um tamanho máximo de 4 GB. Caso a gravação continue após a atingir os 4 GB de tamanho, é criado um ficheiro sequencial com uma terminologia própria. Para o servidor aceitar vídeos desse tamanho, alterou-se as suas configurações.

```

;
;
; File Uploads ;
;
; Whether to allow HTTP file uploads.
; http://php.net/file-uploads
file_uploads = On

; Temporary directory for HTTP uploaded files (will use system default if not
; specified).
; http://php.net/upload-tmp-dir
;upload_tmp_dir =

; Maximum allowed size for uploaded files.
; http://php.net/upload-max-filesize
upload_max_filesize = 5000M

; Maximum number of files that can be uploaded via a single request
max_file_uploads = 20

```


Na figura Figura 67 é possível verificar os estados do vídeo. Na submissão do vídeo, o mesmo fica em estado de processo, este estado é altura em o servidor está a aplicar as secções 5.3.2 e a 5.3.3. Após o processo ter ocorrido sem nenhuma anomalia, o vídeo alterar para o estado “Em validação”. Este estado é o momento em que está aguardar pelas respostas dos utilizadores em relação a análise, essas respostas podem ser os falsos positivos ou correção de alguma previsão feita pela IA. De seguida ao receber todos as respostas a todas as imagens o processo avalia se existe alguma correção por parte do utilizador. Caso exista, o vídeo fica em estado “Machine Learning”, isto é, as imagens incorretas na previsão serão novamente introduzidas nas pastas corretas para ser feita um novo treino ao módulo, de forma a melhorar as próximas previsões, porém se não existir imagens para corrigir o vídeo finalizado. No entanto é sempre possível voltar a reanalisar o vídeo após o estado de Machine Learning.

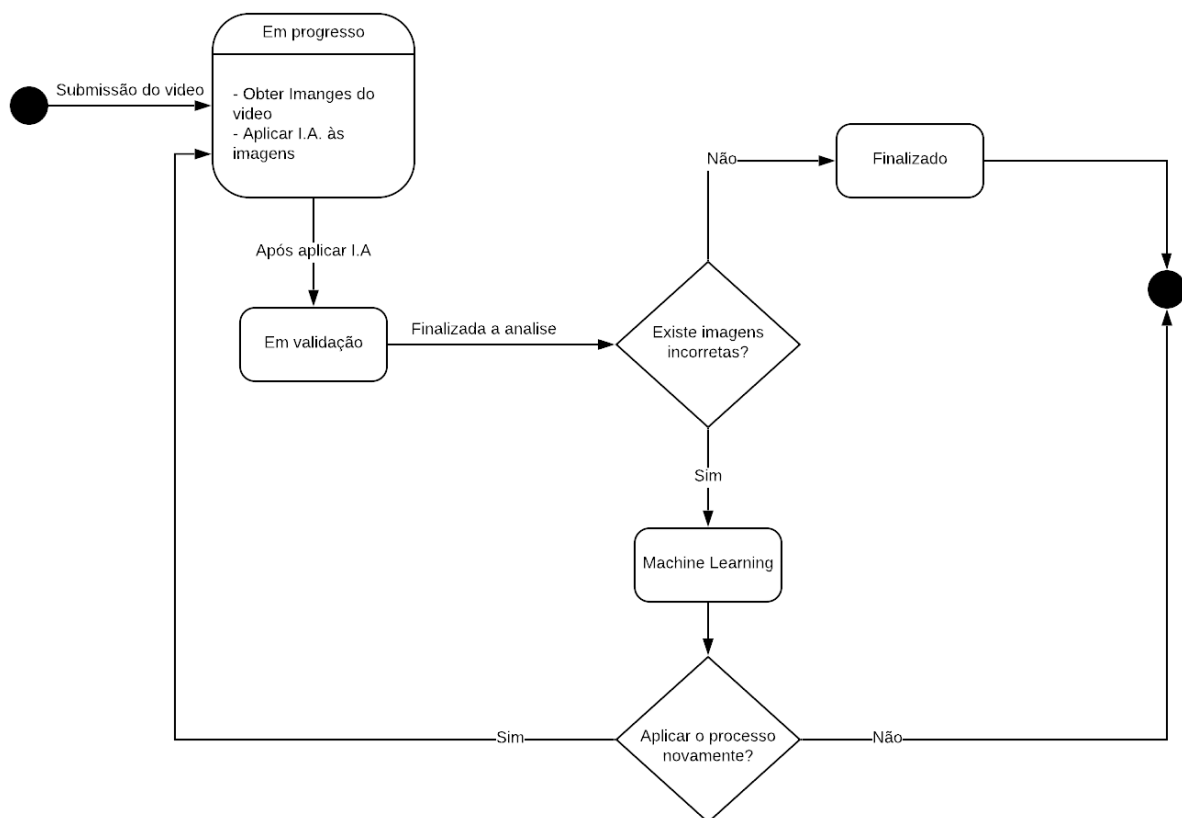


Figura 67 - Diagrama de estados - Vídeo

5.4.4. Visualização e Operações sobre os Resultados

Conjuntamente com a submissão do vídeo, a visualização dos resultados é uma parte fundamental para o utilizador final. As funcionalidades na plataforma permitem que seja possível refinar a base de conhecimento, retificar ou definir novas patologias. O objetivo é que os funcionários, que diariamente fazem as inspeções visuais, possam registar os seus conhecimentos sobre anomalias através das imagens.

Na *Figura 68* é possível visualizar a interface criada no SustIMS. No anexo D é possível visualizar as mockups inicialmente criados para a interface destas funcionalidades na plataforma.

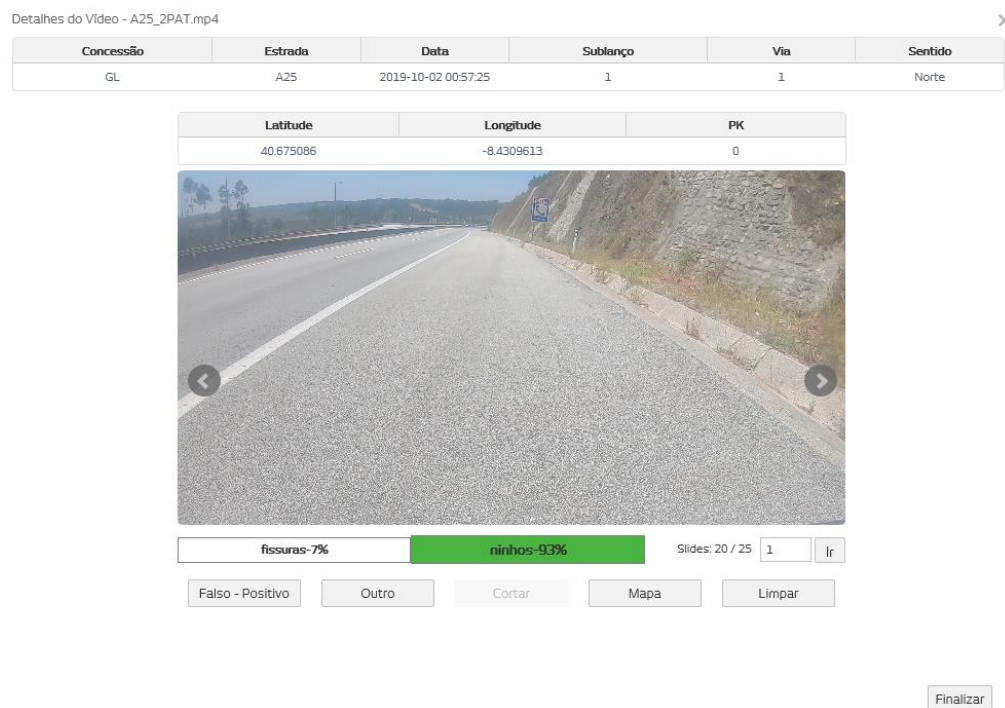


Figura 68 - Interface Sustims das Patologias

É possível verificar que, no topo de ecrã, é apresentada a informação relacionada com vídeo. Essa informação é importante para o utilizador conseguir contextualizar a análise e a gravação. Na segunda grelha é possível observar as coordenadas GPS e o ponto quilométrico. Como mencionado nem sempre é possível apresentar o ponto-quilométrico devido à dificuldade de georreferenciar estes pontos com as coordenadas.

Na parte inferior da interface é possível ver a previsão da IA e as funcionalidades sobre quais os utilizadores têm acesso.

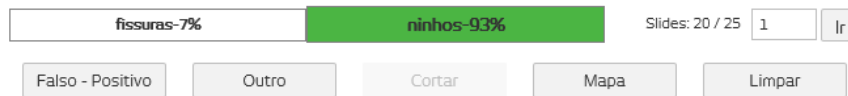


Figura 69 - Opções sobre a imagem

No lado esquerdo pode-se visualizar a previsão aferida pela IA, e a quantidade de imagens com patologia.

Os eventos na parte inferior permitem o utilizador indicar se alguma situação não se encontra correta. O evento *Outro* permite indicar que a previsão não está correta, seleccionando uma outra patologia que mais se adequa.

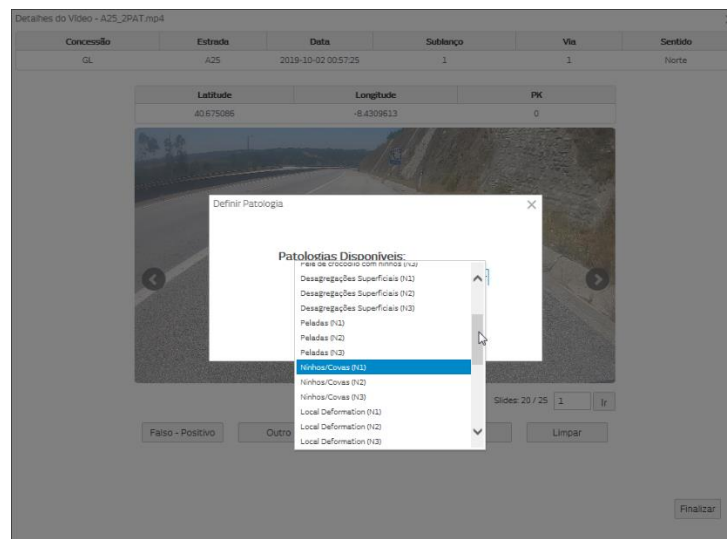


Figura 70 - Selecionar outra patologia

Após indicar a nova anomalia da imagem, o utilizado tem a possibilidade de recortar a imagem, indicando o plano correto da patologia.

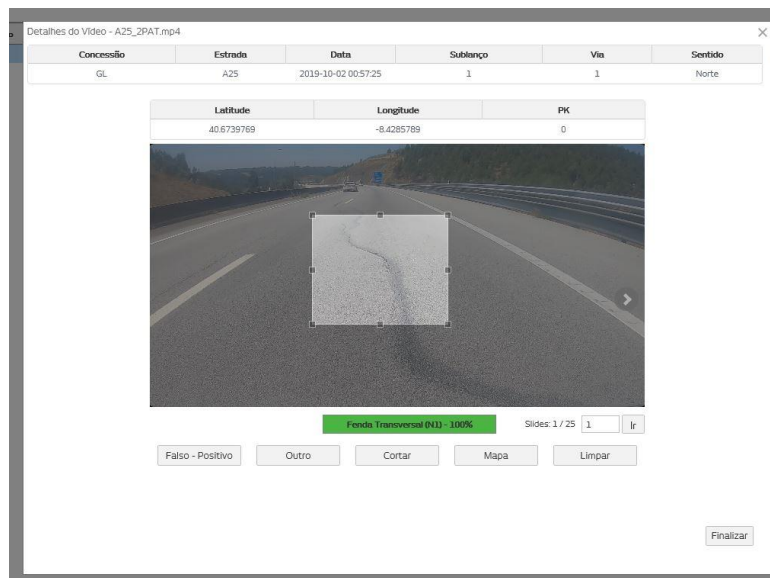


Figura 71 - Recortar imagem

O evento *mapa* permite ao utilizador contextualizar a imagem na autoestrada, através do recurso à ferramenta Google Maps.

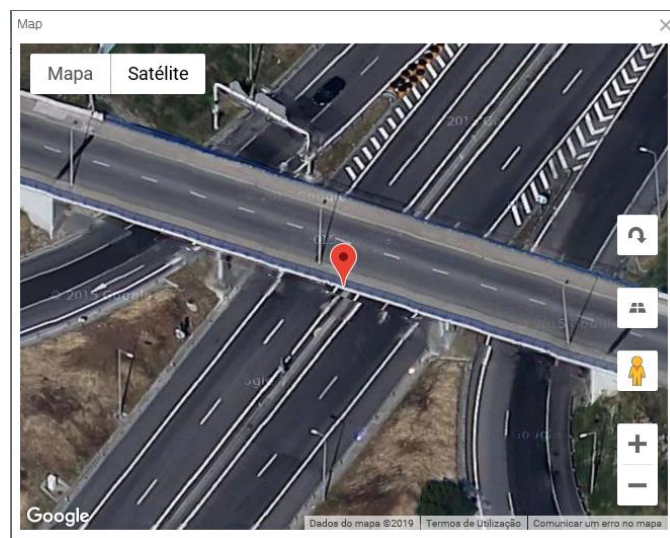


Figura 72 - Utilização das coordenadas no google maps

6. Testes e Resultados.

Neste capítulo, e após ter sido anteriormente descrito na íntegra o processo de desenvolvimento da solução, descrevem-se agora os testes e experiências realizadas no sistema com o objetivo de verificar se os resultados obtidos se encontram dentro dos parâmetros aceitáveis, ou seja, se as sugestões fornecidas no que concerne às patologias identificadas, vão de encontro às expectativas dos utilizadores. Importante ainda referir que irão sempre surgir resultados inesperados, e nessas situações serão explicadas as razões para esse resultado.

Após a realização de diversos testes unitários, para efeitos de demonstração deste processo foram utilizados dois vídeos para testes, em que representam o processo de uma gravação real para análise. Estes casos de teste, foram realizados em paralelo com o processo de inspeção na autoestrada, realizado de forma manual pelos profissionais de gestão e conservação (intervenção humana), processo esse mencionado e descrito na secção 3.2.

O primeiro vídeo tem uma duração aproximada de 9 minutos e foi recolhido na autoestrada A1 no sentido de Porto - Lisboa (sentido decrescente) – entre o quilómetro 195 a 187. O veículo deslocava-se a uma velocidade aproximada de 60 km/h, sendo que existiram alturas em que era necessário circular a uma velocidade superior, em função dos veículos que circulavam na via direita.

O segundo vídeo foi gravado na autoestrada A25, possui uma duração de 42 segundos e situa-se entre Carvoeiro e Talhadas no sentido decrescente. A velocidade do veículo na gravação é de aproximadamente 50 km/h.

Foi importante recolher vídeos em localizações diferentes por forma a testar igualmente diversos tipos de piso. Importante ainda referir que os vídeos foram recolhidos entre 12:00 e as 15:00 horas.

6.1. Primeiro Vídeo

Antes da análise do vídeo, é essencial obter as suas características. Decorrente dessa análise serão obtidos os dados de GPS e o número de imagens em que a gravação foi realizada. O vídeo foi recolhido com 120 FPS, o que equivale a 531 imagens para análise e que representam uma duração de 8:51 minutos num total de 9,2 quilómetros de pavimento. Os dados extraídos do GPS, representam a trajetória da gravação, é possível verificar na Figura 73.

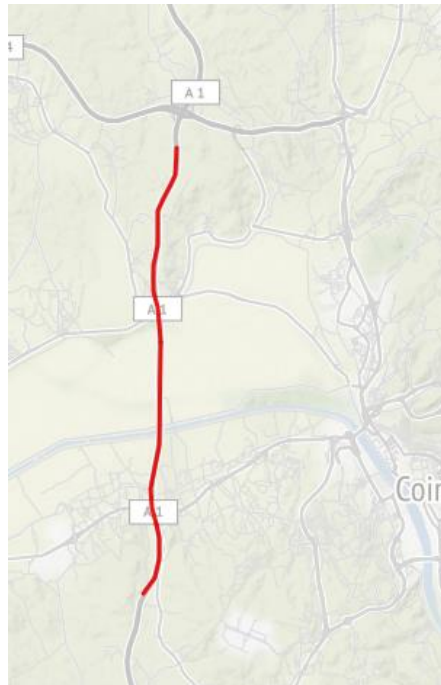


Figura 73- Trajeto do vídeo 1

A extração dos frames gerou 530 imagens, um valor esperado face aos cálculos feitos para a estimativa.

$$60(\text{segundos}) * 8,85 (\text{duração do vídeo}) = 531 \text{ Frames}$$

O passo seguinte será analisar essas imagens aplicando o processo descrito no capítulo 5, isto é, análise de todo o universo de imagens. Essa operação teve a duração aproximada de 30 minutos e obtiveram-se os seguintes resultados apresentados na Tabela 7 - Resultados do 1 vídeo.

Tabela 7 - Resultados do 1 vídeo

	Número total de Imagens	Imagens com Previsão maior 75%
Lógica 1 – Duração 30 minutos		
Patologias	72	35
Não Patologias	548	---
Lógica 2 – Duração 5 minutos		

Fissuras	34	32
Ninhos	1	---
Não analisadas	2	---
Lógica 3 – Duração 1 minuto		
Fissura Longitudinal	32	29
Fissura Transversal	0	0
Não analisadas	3	

Na Tabela 7 é possível verificar que existe diversas imagens que foram consideradas “Não Patologia”, isto é, não foi detetada nenhuma anomalia, no pavimento. Todavia foi necessário realizar uma verificação aleatória sobre as diversas imagens.

A Figura 74 remete-nos para um exemplo de patologia ignorada. Nessa figura é possível verificar que realmente existe uma patologia na imagem, mas de difícil percepção uma vez que se confunde com uma mancha de óleo ou com uma marca de derrapagem. Esta patologia seria, no entanto, descartada uma vez que não se encontra na via que estava a ser analisada. Este é de resto um desafio com resolução em curso e que remete para a necessidade de remover o “ruído” que as imagens incorporam e que podem desviar resultados.



Figura 74 - Exemplo de um patologia a ser ignorada – falso positivo

Para perceber qual o motivo da previsão, foi necessário visualizar o vídeo para ter uma melhor e contextualizada percepção da imagem. Após a visualização verificou-se que é uma selagem sobre a fissura, isto é, um método de reparação de uma fissura de forma a retardar a sua evolução. Os resultados da imagem são 55% patologia e 45% de não patologia. Contudo pode-se verificar as imagens anterior e seguinte no anexo E. Os resultados dessas imagens estão apresentados na Tabela 8.

Tabela 8 - Resultados das imagens anterior e posterior

Imagem	Não patologia	Patologia
Figura 3000.jpg	84%	16%
Figura 3120.jpg	45%	55%
Figura 3240.jpg	66 %	34%

É possível verificar que a imagem anterior e posterior, são classificadas como não patologia em que o ruído há volta é semelhante e não havendo nenhuma patologia no asfalto.

6.1.1. Imagem sem Patologias.

Após conclusão da aplicação da primeira camada, é possível verificar que apenas 35 das imagens foram consideradas aptas pela IA para tratamento no segundo passo, tendo como referência um parâmetro de previsão superior a 75%. Essas 35 imagens foram todas avaliadas manualmente, para verificar se realmente poderiam ser consideradas patologias ou não. De todas as imagens avaliadas, 22 imagens continham uma patologia associada, não apenas na via, mas também nas adjacentes o que equivale a 62% de assertividade no processo de deteção automático de patologias, os restantes 38% continham os falsos positivos ou não tinham qualquer patologia.

Na análise realizada às imagens onde foram detetadas patologias, algumas não tinham qualquer patologia associada como a

Figura 75. Desta forma a imagem foi dividida em 3 partes para entender qual o motivo da previsão pela IA. Cada parte foi novamente analisada de forma individual à camada associada (1 camada) para validar novamente os resultados.

A linha verde separa o lado direito e o lado esquerdo, enquanto a parte interior das linhas vermelhas representam a imagem do meio, podem verificar as imagens criadas no anexo F.

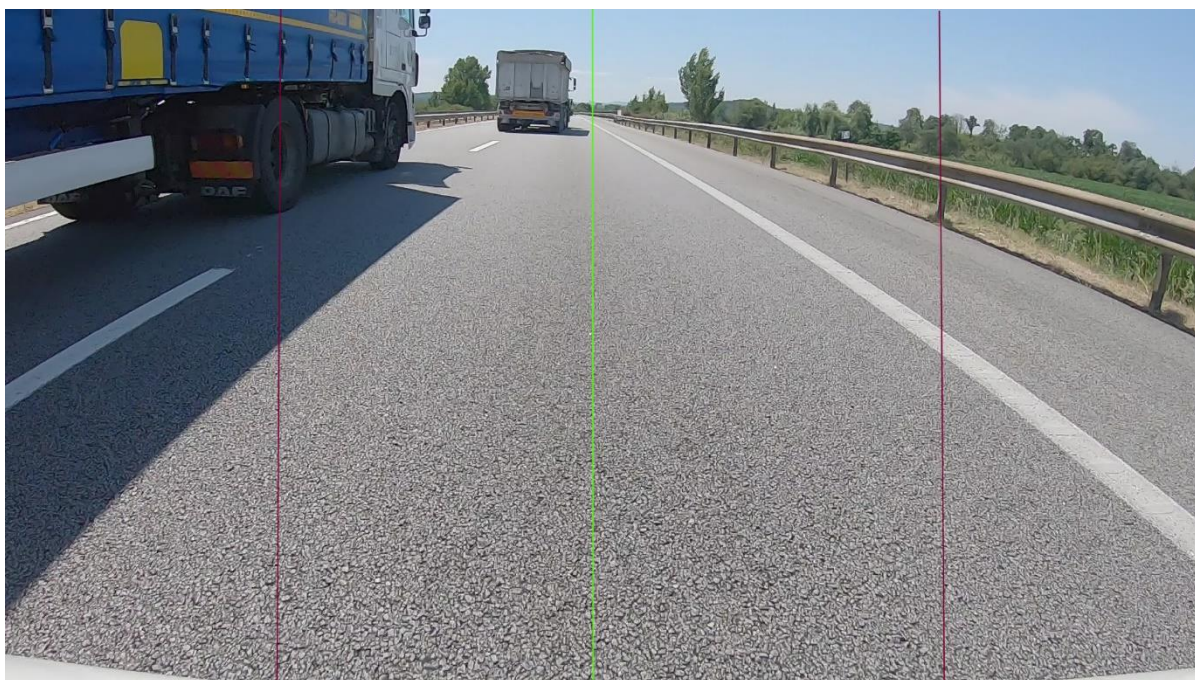


Figura 75 - Imagem sem patologia

Tabela 9 - Resultados da imagem repartida (1 video)

Partes da Imagem	Não patologia	Patologia
Lado esquerdo	3 %	97%
Meio	35%	65%
Lado direito	81%	19%

É possível verificar os resultados na Tabela 9, de cada imagem. No lado direito, a imagem contém a via, a berma, vedação e a vegetação e o resultado é “Não Patologia”, enquanto na imagem do lado esquerdo, contém o veículo pesado e a via e o resultado é “Patologia”, com uma percentagem bastante elevada. No entanto a única razão para um valor desta natureza é devido a sombra do veículo pesado. O resultado da imagem do meio é nivelado com alguma tendência para Patologia, pois na imagem é possível verificar uma pequena sombra do camião, assemelhando-se a uma patologia de pavimento.

6.2. Segundo vídeo

A visualização do segundo vídeo permitiu aferir 5 patologias, 4 fissuras longitudinais ao longo da via e um ninho. Na obtenção das características do vídeo é possível verificar que as coordenadas obtidas representam corretamente o local da gravação.

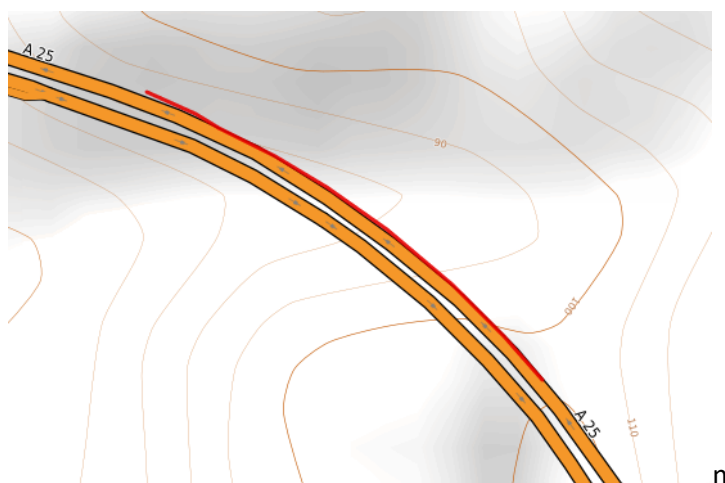


Figura 76 - Imagem de GPS do segundo vídeo

Da gravação obtiveram-se 42 imagens para a primeira camada do sistema. O resultado da primeira camada foram 25 imagens com patologia. O número total de patologias detetadas foram 30 imagens em 42 no total, a Tabela 10 apresenta os valores obtidos pela IA

Tabela 10 - Resultados do 2 vídeo

	Número total de Imagens	Imagens com Previsão maior 75%
Lógica 1 – Duração		
Patologias	30	25
Não Patologias	12	
Lógica 2 – Duração		
Fissuras	4	4

Ninhos	21	21
Não analisadas	----	
Lógica 3		
Fissura Longitudinal	2	2
Fissura Transversal	0	0
Não analisadas	3	

Após todo o processo realizado pela IA, foi efetuada uma validação manual às 30 imagens. Desse total, foram realmente detetadas 25 imagens com patologias, algumas efetivamente com fissuras e/ou ninhos. Das restantes imagens, 4 foram ignoradas (Figura 77) e outra foi classificada como sem patologia. Desta forma apenas foram consideradas 26 imagens no total.

Das 25 imagens com patologia do total de 26, representa um valor de 96% de assertividade na deteção de uma patologia, isto é, a 1 camada de filtragem aplicada as imagens iniciais.

Imagens semelhantes à Figura 77, não podem ser contabilizadas para o volume de deteção de patologias, uma vez que o veículo está encostado à berma, parado. Pois imagens em que patologia não está associada à via em questão devem ser ignoradas.



Figura 77 - Imagem ignorada

Após aplicado o primeiro passo da lógica, validou se efetivamente as 25 imagens estariam corretamente classificadas. Das 25 imagens com patologias, 21 foram classificadas como ninhos enquanto as restantes foram consideradas fissuras. Ao fazer a verificação manual dessa categorização verificou-se que os resultados não se encontravam corretos, como demonstrado na Figura 78.



Figura 78 - Imagem com patologia Ninhos

É possível averiguar na Figura 78, que a patologia remete para duas fissuras, uma fissura transversal e outra longitudinal. Os resultados obtidos apontam para uma previsão elevada de 93% na existência de um ninho e apenas 7% para a existência de fissuras.

A base de conhecimento apenas contém fissuras longitudinais e transversais, a coexistência das duas é algo que o processo não reconhece. Para mitigar esta situação foram criadas e adicionadas 5 imagens à base de conhecimento, conhecida como “Image Data Augmentation”(Wong *et al.*, 2016), esta aprendizagem utilizou as fissuras como foco principal.



Figura 79 – Exemplo de uma imagem recortada.

Após concluído novamente o processo treino do modelo, voltou-se a analisar novamente a Figura 78 e o resultado foi exatamente o mesmo. Para entender qual a razão da precisão ser diferente, decidiu-se novamente analisar várias partes da imagem, para detetar a origem do resultado anterior.

A divisão da imagem foi realizada desta vez de uma forma mais elaborada, havendo a necessidade de dividir em mais partes. As imagens resultantes desse processo e usadas para detetar encontram-se no anexo G, e apenas foram testadas na segunda camada lógica. A Tabela 11 apresenta os resultados da análise individual. Desta forma é possível verificar quais as precisões para cada patologia na imagem.

Tabela 11 - Resultados da divisão da imagem (2 video)

Imagem	Descrição	Resultado Fissura	Resultado Ninhos
Figura Recortada 1	Lado Esquerdo	37%	67%
Figura Recortada 2	Lado Direito	21%	79%
Figura Recortada 3	Meio	8%	92%
Figura Recortada 4	Talude e Fissura longitudinal	7%	93%
Figura Recortada 5	Parte de cima com as fissuras	6%	94%
Figura Recortada 6	Parte de baixo com o sinal do ponto quilométrico	66%	33%

Figura Recortada 7	Imagem igual à base de conhecimento	98%	2%
Figura Recortada 8	Parte de baixo com as fissuras	99%	1%

Como se pode verificar, a parte superior da a Figura 78 influencia a precisão da IA em função de diversos fatores como a vegetação, sol, nuvens, taludes, infraestruturas, neste caso todo o meio envolvente da autoestrada. Por outro lado, a figura recortada nº 6 permite obter uma percentagem favorável e todos as imagens em que a parte do asfalto é avaliado têm uma correspondência correta com a patologia.

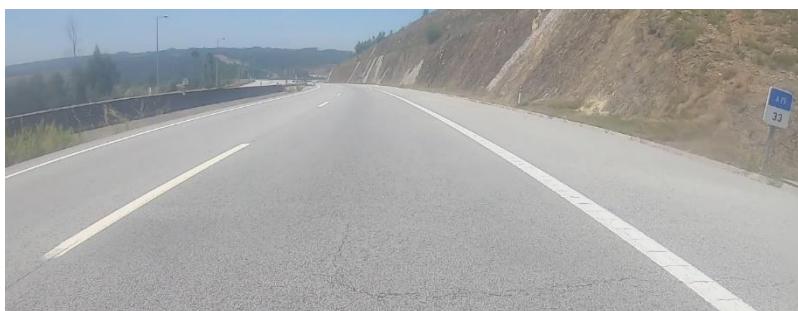


Figura 80 - Parte superior/Figura recortada 5

6.3. Resultados:

Os dois vídeos recolhidos e utilizados na fase de testes, permitiram-nos avaliar de forma qualitativa e quantitativa, toda a metodologia montada e resumida nos capítulos anteriores. A recolha, tratamento e análise destes dois vídeos encontra-se separada entre graus diferentes de maturidade do modelo, o que comprova a sua evolução e consequente melhoria de resultados.

A tabela seguinte tem um resumo mais genérico sobre os vídeos em que a IA foi aplicada. Além de apresentar outros dados sobre o processo já existentes nos capítulos anteriores.

Tabela 12 - Valores gerais de ambos os videos

	Vídeo 1	Vídeo 2
Duração	8:51 minutos	42 segundos
Tamanho do vídeo	3,72 GB	299 MB
Tempo de análise I.A	≈ 30 minutos	≈ 5 minutos
Tempo de Análise – 2 Camada	≈ 5 minutos	≈ 2 minutos
Tempo de Análise - 3 Camada	≈ 2 minutos	< 30 segundos
Total de frames	530	42
Nr^a de Patologias IA	75	30
Nr^a de patologias detetadas na visualização do vídeo	----	5
Nr^o de Patologias > 75%	35	25
Percentagem de assertividade – Patologia/Não patologia	62%	96%

Numa primeira análise, podemos concluir que estamos perante resultados promissores, onde a eficácia de aplicação de cada camada é a fundamental para as camadas a montante.

7. Conclusão

Com a realização desta dissertação foi possível adquirir o conhecimento das principais metodologias utilizadas no processo de inspeção visual e mais concretamente na deteção de patologias nos pavimentos das autoestradas. No decorrer do processo foram encontrados inúmeros obstáculos (previsíveis e imprevistos) que foram sendo ultrapassados e mitigados com recurso a técnicas e procedimentos

tecnológicos, alguns deles comprovados e recomendados. De todos estes obstáculos, o mais complicado, mas ao mesmo tempo mais previsível, aponta para as dificuldades na aplicação da I.A para a deteção e classificação das patologias.

A solução desenvolvida de baixo custo, atingiu os objetivos inicialmente definidos, embora possa existir a necessidade de utilização de outros equipamentos de qualidade superior para que a solução traga resultados mais assertivos, ou até mesmo uma alteração nos procedimentos de recolha que eliminem “ruídos”. Um dos objetivos principais apontava para a construção de uma solução flexível a novos requisitos e nesse sentido, a solução desenvolvida, permite não só a sua fácil integração com outras aplicações, mas permite igualmente de forma simplificada a alteração de diversos componentes, como por exemplo, alterar os equipamentos para processo de aquisição de vídeo. Naturalmente a I.A será uma componente em constante evolução e trará grandes benefícios no futuro.

A grande valia nesta solução é interligação das várias patologias, pois de forma inversa haveria a possibilidade de IA confundir previsões, uma vez que são imagens muito semelhantes.

Trabalhar com I.A permitiu obter uma visão mais alargada desta nova tecnologia, todavia deve-se reconhecer, neste momento, que não é a solução para tudo e nem vai resolver todos os problemas. Inclusive existe a necessidade de mais desenvolvimentos nesta área para se considerar assertiva. Contudo podemos afirmar que a solução implementada, poderá ter um papel fundamental na tomada de decisão por parte dos colaboradores e maximizará o controlo sobre as autoestradas o que resultará em diversos benefícios operacionais para concessionária e melhoria de segurança e qualidade para os utentes.

7.1. Trabalho futuro.

Face aos objetivos propostos, podemos concluir que a aplicação desta metodologia e tecnologia irá fornecer ganhos evidentes nas vertentes de segurança, qualidade de dados e operação.

Nas duas primeiras vertentes, os ganhos são evidentes e de curto prazo uma vez que não dependem da eficácia dos modelos de IA Para última vertente, de longe a mais importante e difícil de concretizar, é possível verificar que o processo de deteção de patologias com a IA permite trazer alguns benefícios no curto prazo, no entanto a melhoria contínua deste processo será fundamental para aumentar a eficácia de deteção por forma a reduzir a carga administrativa, que é elevada.

Nesse sentido, o trabalho futuro será refinar a base de dados, isto é, com a possibilidade de o utilizador catalogar uma imagem com a patologia correta, a base de dados irá aumentar consideravelmente e com dados de qualidade. Deste modo será possível melhorar a assertividade da IA

O percurso vai passar por criar algoritmos de I.A específicos para o processo, de forma a utilizar o processamento GPU e analisar os resultados em comparação com os atuais. Uma vez que os resultados são cada vez mais assertivos, um dos objetivos futuros será acrescentar novas patologias ao processo, tornando-se uma solução mais completa e abrangente.

Com o aumento de aumento das gravações das autoestradas, um dos principais requisitos a explorar é a possibilidade de verificar a evolução das patologias com gravações anteriores, de forma o utilizador ter a noção se a patologia poderá ter aumentado a sua gravidade.

Referências

- (Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, 2012) Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, G. E. H. (2012) 'ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks', *Handbook of Approximation Algorithms and Metaheuristics*, p. 9. Available at: <http://papers.nips.cc/paper/4824-imagenet-classification-with-deep-convolutional-neural-networ> (Accessed: 29 September 2019).
- (Ascendi /, no date) *Ascendi /* (no date). Available at: <https://www.ascendi.pt/> (Accessed: 8 October 2019).
- (Bianco *et al.*, 2018) Bianco, S. *et al.* (2018) 'Benchmark Analysis of Representative Deep Neural Network Architectures'. doi: 10.1109/ACCESS.2018.2877890.
- (Caffe / Deep Learning Framework, no date) *Caffe / Deep Learning Framework* (no date). Available at: <https://caffe.berkeleyvision.org/> (Accessed: 27 October 2019).
- (Carote / Dicionário de Engenharia Civil, no date) *Carote / Dicionário de Engenharia Civil* (no date). Available at: <https://www.engenhariacivil.com/dicionario/carote> (Accessed: 5 October 2019).
- (Chen and Jahanshahi, 2018) Chen, F. C. and Jahanshahi, M. R. (2018) 'NB-CNN: Deep Learning-Based Crack Detection Using Convolutional Neural Network and Naïve Bayes Data Fusion', *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 65(5), pp. 4392–4400. doi: 10.1109/TIE.2017.2764844.
- (Choi, Zhu and Kurosu, 2016) Choi, J., Zhu, L. and Kurosu, H. (2016) 'Detection of cracks in paved road surface using laser scan image data', *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 2016-Janua(July), pp. 559–562. doi: 10.5194/isprsarchives-XLI-B1-559-2016.
- (Cloud TPU / Google Cloud, no date) *Cloud TPU / Google Cloud* (no date). Available at: <https://cloud.google.com/tpu/> (Accessed: 9 October 2019).
- (Deep Learning Framework Power Scores 2018 | Kaggle, no date) *Deep Learning Framework Power Scores 2018 | Kaggle* (no date). Available at: <https://www.kaggle.com/discdiver/deep-learning-framework-power-scores-2018> (Accessed: 22 October 2019).
- (Features / PyTorch, no date) *Features / PyTorch* (no date). Available at: <https://pytorch.org/features> (Accessed: 24 October 2019).
- (Gest, 2008) Gest, G. D. E. (2008) *Catálogo de degradações dos Pavimentos Rodoviários - Vol.2:*

- (GPMF Introduction | gpmf-parser by gopro, no date) *GPMF Introduction | gpmf-parser by gopro* (no date). Available at: <https://gopro.github.io/gpmf-parser/> (Accessed: 18 September 2019).
- (Hailat, Komarichev and Chen, 2018) Hailat, Z., Komarichev, A. and Chen, X. W. (2018) 'Deep Semi-Supervised Learning', *Proceedings - International Conference on Pattern Recognition*, 2018-Augus, pp. 2154–2159. doi: 10.1109/ICPR.2018.8546327.
- (He et al., 2015) He, K. et al. (2015) 'Deep Residual Learning for Image Recognition'. doi: 10.1109/CVPR.2016.90.
- (hub/retrain.py at master · tensorflow/hub, no date) *hub/retrain.py at master · tensorflow/hub* (no date). Available at: https://github.com/tensorflow/hub/blob/master/examples/image_retraining/retrain.py (Accessed: 9 October 2019)
- (INIR, 2012) INIR (2012) 'Directivas para a concepção de pavimentos - Critérios de Dimensionamento de Pavimentos', p. 18. Available at: <http://www.inir.pt/portal/LinkClick.aspx?fileticket=bG6BRyvYJBA%3D&tabid=116&mid=487&language=pt-PT>.
- (IP, 2014) P (2014) '15.03 - Pavimentação:Métodos Construtivos', p. 211. Available at: http://www.infraestruturasdeportugal.pt/sites/default/files/cet/15_03_set_2014.pdf.
- . (Keras, no date) *Keras* (no date). Available at: <https://keras.io/> (Accessed: 27 October 2019).
- (Litjens et al., 2017) Litjens, G. et al. (2017) 'A survey on deep learning in medical image analysis', *Medical Image Analysis*. Elsevier B.V., 42(December 2012), pp. 60–88. doi: 10.1016/j.media.2017.07.005.
- (Michael Baker International: Mobile LiDAR: Picture(s) of the Week, no date) *Michael Baker International: Mobile LiDAR: Picture(s) of the Week* (no date). Available at: <http://www.mobilelidar.com/2015/05/pictures-of-week.html> (Accessed: 23 February 2019).
- (Miguel, Martins and Geográfica, 2014) Miguel, B., Martins, R. and Geográfica, E. (2014) 'Vulnerabilities & Robustness'.
- (Projeto SUSTIMS, 2012) *Projeto SUSTIMS* (2012). Available at:

- <http://www.unic.fct.unl.pt/projects/sustims> (Accessed: 10 October 2019).
- (Russakovsky *et al.*, 2015). Russakovsky, O. *et al.* (2015) 'ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge', *International Journal of Computer Vision*, 115(3), pp. 211–252. doi: 10.1007/s11263-015-0816-y.
- (*The Importance of Machine Learning and of Building Data Sets - insideBIGDATA*, no date; Sagioglu and Sinanc, 2013) Sagioglu, S. and Sinanc, D. (2013) 'Big data: A review', in *2013 International Conference on Collaboration Technologies and Systems (CTS)*. IEEE, pp. 42–47. doi: 10.1109/CTS.2013.6567202.
- (Simonyan and Zisserman, 2014) Simonyan, K. and Zisserman, A. (2014) 'Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition'. Available at: <http://arxiv.org/abs/1409.1556> (Accessed: 21 October 2019).
- (Strubell, Ganesh and McCallum, 2019) Strubell, E., Ganesh, A. and McCallum, A. (2019) 'Energy and Policy Considerations for Deep Learning in NLP'. Available at: <http://arxiv.org/abs/1906.02243> (Accessed: 9 October 2019).
- (Sze *et al.*, 2017). Sze, V. *et al.* (2017) 'Efficient Processing of Deep Neural Networks: A Tutorial and Survey'. Available at: <http://arxiv.org/abs/1703.09039> (Accessed: 9 October 2019).
- (Szegedy *et al.*, 2015) Szegedy, C. *et al.* (2015) 'Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision'. Available at: <http://arxiv.org/abs/1512.00567> (Accessed: 27 October 2019).
- (Tan *et al.*, 2018). Tan, C. *et al.* (2018) 'A Survey on Deep Transfer Learning'. Available at: <http://arxiv.org/abs/1808.01974> (Accessed: 27 October 2019).
- (TensorFlow, no date) TensorFlow (no date). Available at: <https://www.tensorflow.org/> (Accessed: 27 October 2019).
- (TensorFlow Hub, no date) TensorFlow Hub (no date). Available at: <https://www.tensorflow.org/hub> (Accessed: 9 October 2019).
- (*The Importance of Machine Learning and of Building Data Sets - insideBIGDATA*, no date). Available at: <https://insidebigdata.com/2017/10/11/importance-machine-learning-building-data-sets/> (Accessed: 29 September 2019).

no date; Sagioglu and Sinanc, 2013)

- (Thomas L. Saaty, 2018) Thomas L. Saaty (2018) 'Decision making with the analytic hierarchy process', *Int. J. Services Sciences*, 1(1), p. 83. doi: 10.1504/IJSSCI.2008.017590.
- (Transfer learning using Tensorflow - Subodh Malgonde - Medium, no date) *Transfer learning using Tensorflow - Subodh Malgonde - Medium* (no date). Available at: <https://medium.com/@subodh.malgonde/transfer-learning-using-tensorflow-52a4f6bcde3e> (Accessed: 26 October 2019).
- (Understanding of Convolutional Neural Network (CNN) — Deep Learning, sem data) *Understanding of Convolutional Neural Network (CNN) — Deep Learning* (no date). Available at: <https://medium.com/@RaghavPrabhu/understanding-of-convolutional-neural-network-cnn-deep-learning-99760835f148> (Accessed: 17 February 2019).
- (Vesely, Karafiat and Grezl, 2011) Vesely, K., Karafiat, M. and Grezl, F. (2011) 'Convolutional Bottleneck Network features for LVCSR', in *2011 IEEE Workshop on Automatic Speech Recognition & Understanding*. IEEE, pp. 42–47. doi: 10.1109/ASRU.2011.6163903.
- (Welcome — Theano 1.0.0 documentation, no date) *Welcome — Theano 1.0.0 documentation* (no date). Available at: <http://deeplearning.net/software/theano/> (Accessed: 24 October 2019).
- (Why MXNet? — mxnet documentation, no date) *Why MXNet? — mxnet documentation* (no date). Available at: https://mxnet.apache.org/versions/master/faq/why_mxnet.html (Accessed: 24 February 2019).
- (Wong et al., 2016) Wong, S. C. et al. (2016) 'Understanding Data Augmentation for Classification: When to Warp?', in *2016 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)*. IEEE, pp. 1–6. doi: 10.1109/DICTA.2016.7797091.

Anexo A – Modelo de dados

Modelo de dados e as descrições das tabelas que suportam os casos de uso para utilizador.

Videos – Guarda informação complementar dos vídeos, e estado em que o mesmo se encontra.

UserResponse – Guarda as respostas dos utilizadores sobre as novas patologias, falsos positivos, em relação a uma imagem.

Patologias – Tabela com a informação sobre imagem. Contém as previsões da IA, caminho onde se encontra a imagem, o tempo no vídeo, a localização da imagem, entre outros.

ImageCrop – Tabela com a informação das imagens recortas.

Estado – Tabela com os dados mestre sobre os estados do vídeo.

Configs – Tabela com configuras sobre o processo, o valor da qual as patologias têm de atingir, caminhos para qual a imagem deve ser guardada.

PK_COOR – Tabela com a relação entre os PK e coordenadas.

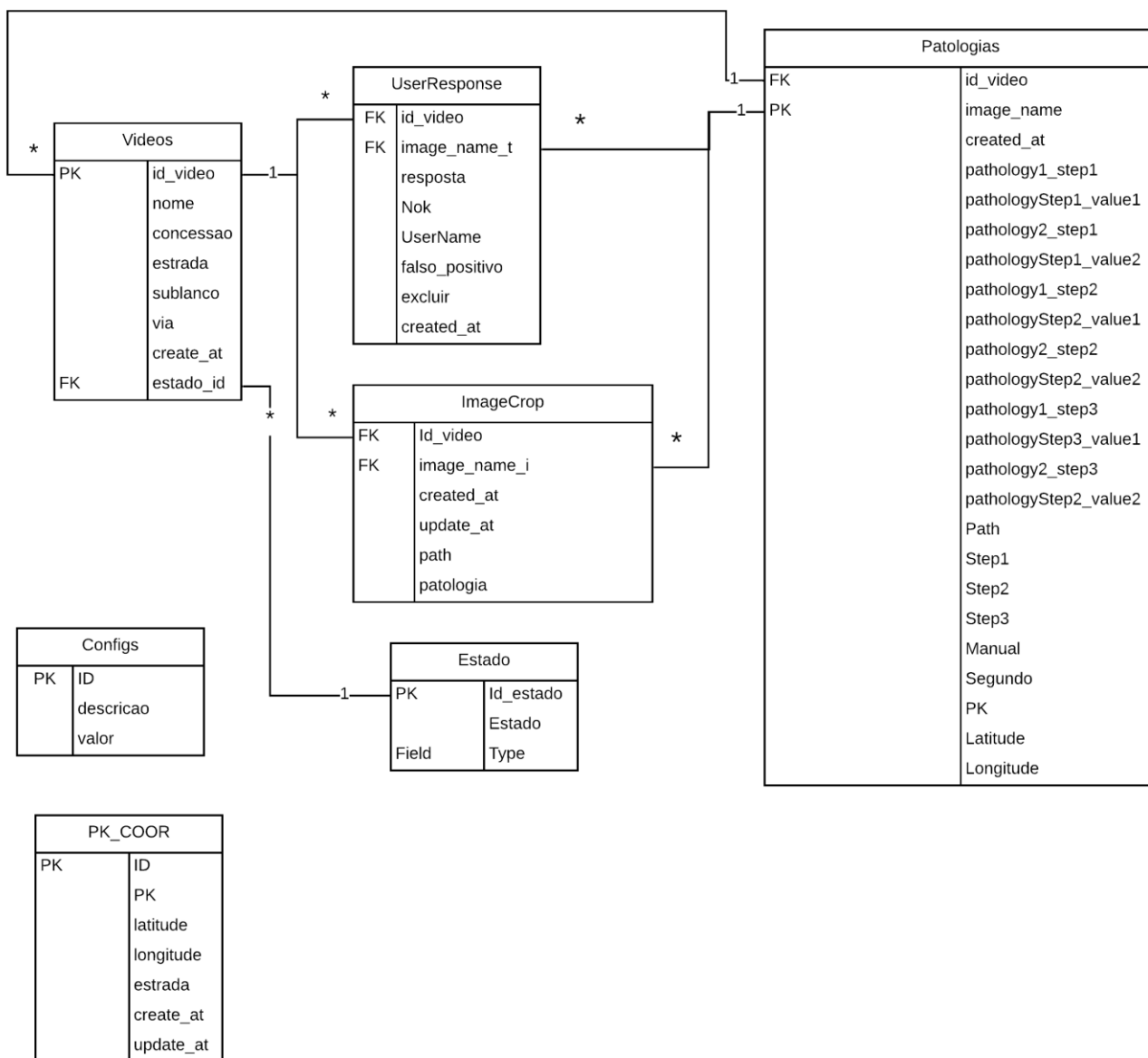


Figura 81 - Modelo de dados

Anexo B – Casos de uso

Tabela 13 - Casos de uso 1 - Upload Vídeo

UC1: Upload Vídeo	
Actor	Utilizador
Descrição	Este caso de uso permite que o utilizador submeta submissão do vídeo para análise.
Pré-condições	
Pós-condições	O ator está autenticado na plataforma Está autorizado a submeter vídeo O Vídeo fica em estado “Em processo”
Ações do utilizador	Ações do Sistema
Seleciona o evento de submissão do vídeo	Apresenta uma janela para inserir informação complementar e selecionar o vídeo
Introduz os dados e seleciona o vídeo	Valida a informação Regista a informação Apresenta informação de que o vídeo será processado.

Tabela 14 - Casos de uso 2 - Verificar Patologia

UC2: Verificar Patologia	
Actor	Utilizador
Descrição	É permitido ao utilizador visualizar as imagens em que foi detetado uma patologia.
Pré-condições	O vídeo estar em estado “Em Validação”
Pós-condições	
Ações do utilizador	Ações do Sistema
Seleciona o vídeo	Apresenta todas as imagens referentes a esse vídeo e informação.

Visualiza a imagem	
--------------------	--

Tabela 15 - Caso de uso 3 - Aceitar Patologia

UC3: Aceitar Patologia	
Actor	Utilizador
Descrição	O utilizador concorda com a previsão proveniente da Inteligência Artificial.
Pré-condições	A análise do vídeo não está finalizada. Em modo de visualizar imagem
Pós-condições	O sistema persiste os dados
Ações do utilizador	Ações do Sistema
Verifica a imagem Avança para a seguinte imagem	Guarda informação de que a imagem foi aprovada. Mostra a próxima imagem

Tabela 16 - Caso de uso 4 - Falso-Positivo

UC4: Falso-Positivo	
Actor	Utilizador
Descrição	O utilizador indica que a imagem é considerada um falso-positivo
Pré-condições	A análise do vídeo não está finalizada.
Pós-condições	O sistema persiste os dados
Ações do utilizador	Ações do Sistema
Seleciona o evento “Falso-positivo” Avança para a próxima imagem	Guarda informação de que a imagem foi considerada falso-positivo.

Tabela 17 - Caso de Uso 5 - Corrigir Patologia

UC5: Corrigir Patologia	
Actor	Utilizador
Descrição	O utilizador indica outra patologia de uma seleção previamente existente, indicando a que mais se adequa à imagem.
Pré-condições	A análise do vídeo não está finalizada. Em modo de visualizar imagem
Pós-condições	O sistema persiste os dados
Ações do utilizador	Ações do Sistema
Seleciona o evento “Outro” Avança para a próxima imagem	Apresenta uma janela com as várias patologias disponíveis Guarda informação de que a imagem foi considerada falso-positivo.

Tabela 18 - Caso de uso 6 - Recortar Imagem

UC6: O recortar da imagem	
Actor	Utilizador
Descrição	Permite ao utilizador selecionar o local na imagem patologia correta se encontra na imagem.
Pré-condições	Selecionar “Recortar”
Pós-condições	O sistema persiste os dados e guarda a imagem.
Ações do utilizador	Ações do Sistema
Após selecionar outra patologia Seleciona o evento “Recortar” Seleciona o local da patologia.	Apresenta as funcionalidades de recorte Guardada a informação e imagem da recortada.

Tabela 19 - Caso de uso 7 - Ver localização

UC7: Ver localização.	
Actor	Utilizador
Descrição	O utilizador pode visualizar a localização da imagem através do Google Maps
Pré-condições	A análise do vídeo não está finalizada. Em modo de visualizar imagem
Pós-condições	
Ações do utilizador	Ações do Sistema
Seleciona o evento “Mapa”	Apresenta uma janela com a localização do Google Maps.

Tabela 20 - Caso de uso 8 - Finalizar análise

UC8 – Finalizar Video	
Actor	Utilizador
Descrição	O utilizador após verificar todas as imagens referentes ao vídeo, indica que a análise do vídeo em questão foi realizada.
Pré-condições	A análise do vídeo não está finalizada. Em modo de visualizar imagem
Pós-condições	O estado vídeo é alterado
Ações do utilizador	Ações do Sistema
Seleciona Finalizar	O sistema altera o estado de vídeo.

Anexo C – Serviços disponibilizados- API.php

```
<?php

use Illuminate\Http\Request;

/*
|-----
| API Routes
|-----
|
| Here is where you can register API routes for your application. These
| routes are loaded by the RouteServiceProvider within a group which
| is assigned the "api" middleware group. Enjoy building your API!
|
*/

Route::middleware('auth:api')->get('/user', function (Request $request) {
    return $request->user();
});

#Patologia
Route::get('PathologyIA', 'PathologyController@PathologyIA');
Route::get('Pathologies', 'PathologyController@Pathologies');
Route::get('Pathologies/{id}', 'PathologyController@PathologiesByVideo'); ##Patologias por vídeo
Route::get('PathologiesStep2', 'PathologyController@PathologiesStep2'); ##Patologia camada 2
Route::get('PathologiesStep3', 'PathologyController@PathologiesStep3'); ##Patologia camada 3
Route::get('PathologyIA/{id}', 'PathologyController@PathologyIAVideo');
Route::get('PathologyIA/{id}/{ImageId}', 'PathologyController@PathologyIAVideoByImage'); ##Informação da
imagem

#imagem
Route::post('UploadImage', 'ImageController@UploadImage'); #Upload imagens recortadas
Route::get('GetImageCrops', 'ImageController@GetImageCrops');
Route::get('GetImageCrops/{id}', 'ImageController@GetImageCropsByVideo'); #Infomação da imagem recortada

#videos
Route::get('Videos', 'VideoController@Videos');
```

```
Route::get('Videos/{id}', 'VideoController@show');
Route::post('UploadVideo', 'VideoController@UploadVideo'); # Upload Video
Route::post('Finalizar', 'VideoController@Fim'); #Finalizar Video

#UserResponse
Route::post('UserResponse', 'UserResponseController@PostResponses'); # Resposta do utilizador
Route::get('UserResponse', 'UserResponseController@GetResponses');
Route::get('UserResponse/{id}', 'UserResponseController@GetResponsesID');
Route::get('UserResponse/{id}/{id_image}', 'UserResponseController@GetResponsesByImage');

#PK
Route::get('PK', 'PKController@GetPK'); #GET PK
```

Anexo D – Mockups da Interface gráfica

Enviar video

Selecionar Video

Video

Concessão

Estrada

Sublanço

Via

Sentido

Enviar

Cancelar

Figura 82 - Mockup - Submissão video

Concessão	Autoestrada	Data	Sublanço	Via	Sentido
Beiras Litoral	A25	08/09/2017	A25-1	1	Norte - A25

Definir patologia

Patologias disponíveis:

Fissura Longitudinal

Fissura Transversal

Ninho

Patologia

Guardar

Cancelar

Fissuras Longitudinal 16%

Fissura Transversal 84%

Outro

Guardar

Finalizar

Figura 83 – Mockup - Corrigir Patologia

Concessão	Autoestrada	Data	Sublenco	Via	Sentido
Beiras Litoral	A25	08/09/2017	A25-1	1	Norte - A25

Fissuras Longitudinal
16%

Fissura Transversal
84%

Outro

Falso - Positivo

Guardar

Finalizar

Figura 84 - Mockup - Visualizar imagem

Anexo E – Imagens antes e após



Figura 85 - F3000.jpg



Figura 86 - 3240.jpg

Anexo F – Análise Sombra



Figura 87 – Lado esquerdo - Sombra



Figura 88 – Meio - Sombra



Figura 89 - Lado direito - Sombra

Anexo G – Análise ambiente



Figura 90 - Figura Recortada 1 -- Lado Esquerdo



Figura 91 - Figura recortada 2 – Lado direito



Figura 92 - Figura recorta 3 – Meio



Figura 93 - Figura recortada 4 - Talude e Fissura longitudinal



Figura 94 - Figura Recortada 5 - Parte de cima com as fissuras



Figura 95 - Figura Recortada 6- Parte de baixo com o sinal do ponto quilométrico



Figura 96 – Figura Recortada 8 - Parte de baixo com as fissuras